

人工智能和机器学习：为何正当时？

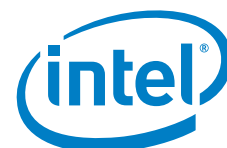
5G 时代的网络优化

Monica Paolini, Senza Fili

赞助方



受访企业



NOKIA





目录

分析报告	3
1. 简介：人工智能和机器学习时代即将到来	4
2. 为何正当时？	5
3. 智能和学习	6
4. 错综复杂：既是挑战，也是机遇.....	7
5. 人工智能/机器学习在无线网络中的集成	8
6. 无线网络中理想的学习位置在哪里？	11
7. 文化、期望与担忧.....	12
8. 要点：人工智能/机器学习将如何改变无线网络？	14
对话.....	15
英特尔 建立人工智能和机器学习生态系统.....	16
诺基亚 开启机器学习时代	22
Uhana* 利用人工智能驾驭网络复杂性.....	29
术语表.....	36
参考资料.....	37

分析报告



1. 简介：人工智能和机器学习时代即将到来

人工智能 (AI) 和机器学习 (ML) 自 20 世纪 50 年代提出以来，已存在了相当长的时间。这两项技术催生了一连串高生产效率的工作，产生了高度创新的技术工具，更重要的是，针对学习、自动化和优化创造了一个影响深远且适用于各种流程或活动的新概念框架。但回顾历史，在过去大部分时间里，人工智能/机器学习仍然只是学术界和 IBM 等公司研发部门的研究项目，实际应用很有限，几乎没有产生任何经济或社会影响。

但就在过去几年里，人工智能突然激增，引起人们的关注，最近，机器学习又紧随其后，出现在大众视野中，而且这两个术语还经常互换使用。这种局面主要得益于两个因素的推动。第一，我们现在的计算能力足以使人工智能/机器学习脱离实验室环境，以经济、可靠且安全的方式应用于真实世界，服务于各个经济领域，融入到我们使用的设备和所做的事情当中。第二，我们生活的世界越来越复杂，事物、人员和流程之间的互连程度越来越高，彼此间的联系也不断加强。倘若只是改进一个简单的系统，你不会有太多施展的空间和余地。从这个角度来看，复杂性固然是一大挑战，但也为今后的自动化和优化创造了更大的空间。人工智能/机器学习提供的工具和平台不仅能够管理这种复杂性，也能从中受益。

人工智能/机器学习有望改进人类和机器可以做到但做得不够好的方面，并且能够提高效率。人工智能/机器学习可以帮助我们更好地了解我们的环境，优化性能，提高生产力和效率，降低成本，最终让我们的生活更美好。但是，这些前景也引发了两种对立的反应，可能会限制或减缓人工智能/机器学习的影响力：一是有些人对人工智能/机器学习抱有不切实际的期望，以为它们能够轻松解决所有问题；二是有些人担心人工智能/机器学习将削弱人类的重要性和作用，最终可能会在工作中取代人类。要想人工智能/机器学习取得成功，我们首先要有一个切合实际的认识，知道它们能做什么以及可以在哪些方面为我们提供帮助。

在无线领域，人工智能/机器学习有可能深深撼动我们的运营方式，并且可能会成为引发第四次工业革命浪潮的基础。但是，要想成功实现以上目标，需要辛勤努力、长期投入和深层次的文化变革。

人工智能和机器学习：新的学习、自动化和优化方式

人们普遍认为 John McCarthy (MIT) 是第一个将人工智能定义为“制造智能机器的科学与工程”的人。他于 1956 年在达特茅斯学院举办的研讨会上提出这一定义，参加这一研讨会的还有人工智能领域的先驱 Allen Newell (CMU)、Herbert Simon (CMU)、Marvin Minsky (MIT) 和 Arthur Samuel (IBM)。

1959 年，机器学习首次问世，据称 Arthur Samuel 将其定义为“一个为计算机赋予学习能力但不进行明确编程的研究领域”。虽然是 Samuel 口头上说的，但普遍认为这一定义是准确的。

1998 年，Tom Mitchell 进一步阐明了这个概念：通过机器学习，“如果一个计算机程序针对某类任务 T 以 P 衡量的性能根据经验 E 来自我完善，那么我们称这个计算机程序从经验 E 中学习，针对某类任务 T，它的性能用 P 来衡量。”

人工智能和机器学习从根本上改变了我们学习、自动化和优化的方式。人类主要使用明确、声明式、确定性的知识和专长来运行流程或执行管理工作，并随时间的推移改善表现。我们保留对这一流程的控制和可见性：对于在不同情况下将发生什么，我们有着可靠的预期，而且我们知道事情的工作原理。

对于我们提前并不知道解决方案的复杂问题，人工智能/机器学习可为我们提供帮助。它们的做法是，将数据输入与目标输出相关联，然后尝试以非确定性的统计学方式来预测所需输出。由于我们没有规定人工智能或机器学习系统必须遵守的行为方式，因此我们不必提前知道解决方案：系统会利用人类无法系统化使用的大型数据集来学习自动执行和优化。凭借这种模式，我们能够找到新方法，以动态、循环的方式解决问题或执行任务，因为人工智能和机器学习不断从经验中学习，并且会自动将学习的结果输入到推荐流程中。

2. 为何正当时？

在无线领域，随着计算能力的提高和网络复杂性的增加，不仅对有赖人工智能/机器学习的智能网络有了更高的要求，也为智能网络的发展提供了支持。

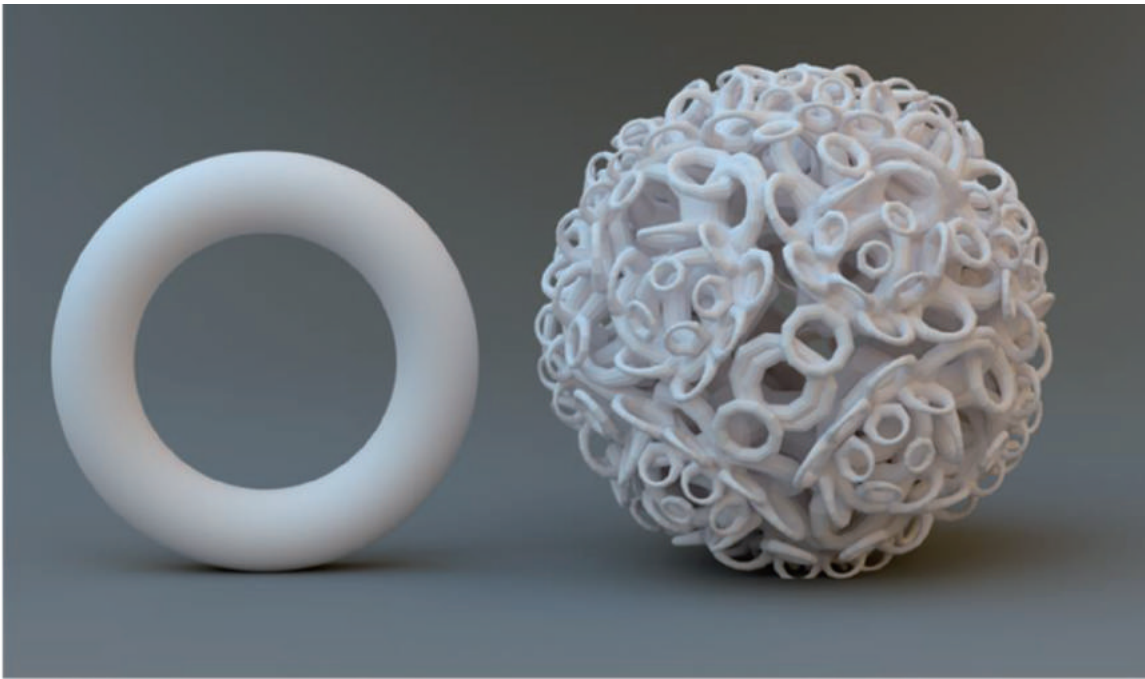
通过网络虚拟化，无线运营商可以灵活地选择人工智能/机器学习平台和大型数据集所需的硬件、资源分配和网络拓扑，同时满足计算、成本、可靠性和安全性方面的要求。

网络复杂性在 4G 时代就已开始呈现增加的趋势，随着 5G 的到来，这种趋势会加速。与此同时，物联网的出现为人工智能/机器学习的发展开辟了一片沃土。在大多数市场，无线网络仍然是集中、单体且同构的，且几乎只传输语音，顶多再传输些数据。这些网络在一定程度上经过优化，但优化的效果有限，因为大多数运营商只能针对某个给定位置的整体流量负载大幅提高吞吐量并尽量减少延迟。

无线网络正在不断演进，将包括多个访问接口、更多设备类型和用例及更广泛的应用。这样形成的复杂网络具有更多变量，可用于也应该用于优化资源分配和网络性能。由于这些变量会随时间而变化，因此优化必须连续地、实时地完成。

优化的要求和益处将随着变量及变量间交互的增多而增加。我们正来到一个时间节点：依靠人类转动所有这些变量的控制旋钮是不可能的，或者至少说比较浪费。在这种情况下，人工智能/机器学习与自动化对于运行无线网络不仅有益，而且必不可少。如果没有它们，运营商将无法从 5G 及其他新网络基础设施的投资中获得经济回报和性能提升。

过去的障碍	未来的推动因素
简单的同构网络	网络多样化和转型
流量主要来自语音，顶多还来自一部分数据和视频	应用、人类和物联网用例得到普及
优化性能的机会有限	能够访问和使用大量网络数据集
从优化中获得的益处有限	实时优化
计算能力有限	处理速度更快、成本更低



复杂性增加

3. 智能和学习

在本报告中，我们使用人工智能/机器学习这个宽泛的术语来指代那些使运营商能够以自动化方式优化无线网络、可处理大型输入数据集、可推荐网络或网元配置以满足既定目标的工具。我们这样做是为了遵循行业使用惯例，避免将这两个术语放在对立面上。然而，每个术语（人工智能和机器学习）就其自身而言，不足以表示本文定义的人工智能/机器学习的完整范围。

长久以来，人工智能中包括了试图复制人类智慧或其中某个方面的模型。这是人工智能建立之初的核心目标，并继续在研究社区中发挥重要作用。在无线领域，人工智能用于补充人类智慧，而非重现人类智慧。我们不需要人类的复制品，我们需要的是比人类更擅长执行无聊任务的机器，因为这些任务所需的计算能力超出人类本身的能力。在这种语境下，人工智能中的“人工”一词可能具有误导性，而对于“智能”，如果按照维基词典定义为“思维能力”，也不合适。牛津词典对智能的定义是“获取和运用知识与技能的能力”，这一定义更贴近智能在无线网络中的作用。

Arthur Samuel 将机器学习定义为不需要明确编程的学习方式，这一定义非常适合人工智能/机器学习中的学习部分。但是，这一定义过于局限，因为它仅限于学习部分，而无线领域（及其他领域）中的人工智能/机器学习不仅用于学习，也用于进行推荐，且通常为实时推荐，以便优化网络。

同时，虽然人工智能/机器学习可用于在任何粒度级别优化无线网络的几乎任何组件，但这并不意味着它们应该随处使用。人工智能/机器学习的发展需要资金支持、辛勤努力和长期投入，它们不适合那些非常简单或易于理解的、通过应用确定性规则就可以运行的任务。

人工智能

示例：规则引擎、专家系统、进化算法

机器学习

示例：监督学习、无监督学习、强化学习

深度学习

示例：多层感知器、
卷积神经网络、
循环神经网络

来源：Zhang 等人，Senza Fili

深度学习

在机器学习领域，人们对深度学习的兴趣日趋浓厚，取得的成果也日渐增多。“深度学习”一词由 Rina Dechter 在 1986 年提出，但深度学习的灵感主要来源于人工神经网络研究。关于这方面的研究肇始于 20 世纪 40 年代，以 McCulloch 和 Pitts 的工作为开端。

从广义上来说，深度学习受到人类神经架构的启发：深度神经网络是多层网络，包含多个通过加权链接相连的单元（神经元）。深度神经网络通过改变这些权重进行学习。初步训练完成后，深度神经网络可以预测结果、进行推荐、识别模式或发现异常，同时也能够继续学习，以便改善性能。

通常，人们并不清楚这些单元对什么进行了编码，也不明白这些单元在系统中的作用或功能是什么，于是便将神经网络看作是一个黑匣子，它获取输入，然后以不为人知的方式输出。而缺乏节点的可解释性正是神经网络强大的原因：它们会寻找新的、高效的学习方法，而这些方法与人类明确使用的方法不同。

4. 错综复杂：既是挑战，也是机遇

随着技术进步，外加无线连接日益融入到我们的生活和环境中，网络正变得越来越复杂。据诺基亚 * 预测，一个典型的 5G 节点有超过 2,000 个参数，而当我们从 4G 迁移到 5G 时，这一操作的复杂性将增加 50 倍。复杂性的增加来自多方面 (参见表格)，事实上，网络中的所有位置和组件都使复杂性有所增加。

作为一组学习和优化工具，人工智能/机器学习可应用于无线网络中的任何网元或功能 (参见下一页的表格)。例如，人工智能/机器学习已用于优化无线接入网络 (RAN) 中的大规模多入多出 (mMIMO) 和波束成形，考虑到倾斜、方位、垂直和水平宽度等所有参数组合，波束图案的数量可能数以万计。尽管初步学习可离线和远程执行，但波束选择取决于网络状况，因此必须实时完成。这个例子很好地说明了有些功能如果仅靠人工干预而不采用自动化，那么可能再也无法得到执行，至少是会错过 mMIMO 或波束成形带来的性能改善。

举例来说，在学习阶段，人工智能/机器学习系统可以学习如何在给定位置优化吞吐量和延迟等。然后，它可以根据当前网络状况和所需性能 (例如，尽量减少超可靠低延迟通信 (URLLC) 的延迟，或优先考虑物联网和安全应用) 来实时预测合适的天线方向图。生成预测结果时，系统会继续从自己的行为中学习 (即，推荐行动对网络性能的影响)。

人工智能/机器学习工具可用于改进各种性能和财务指标，如：

- 体验质量 (Quality of experience, QoE)
- 可靠性
- 资源利用率
- 吞吐量 (以及吞吐量密度，例如每平方千米的吞吐量)
- 延迟 (总体延迟或每个切片的延迟，或特定应用的延迟)
- 每重要比特、每比特成本

复杂性来自哪里？
设备类型： 智能手机和笔记本电脑；物联网设备，从传感器和执行器到安保摄像头和无人机
应用和用例： 语音和数据，以及 URLLC 和远程控制用例、视频监控、安保和安全
RAN： 接入技术之间的共存和集成 (从 2G 到 5G)，包括未授权频段；mMIMO 和波束成形
核心网： 边缘和云计算、虚拟化、网络切片
流量管理： 应用层面的流量管理、策略、分析
测试和监控： 实时网络故障排除

5. 人工智能/机器学习在无线网络中的集成

当运营商开始使用或计划使用人工智能/机器学习工具进行学习和优化时，他们需要确定如何在网络中集成这些工具。这是一个复杂的决策，因为这取决于运营商的就绪程度、学习和优化目标、可用的财力和人力，以及 5G、mMIMO 或网络切片等需要更智能网络的新技术的采用情况。

最初，人工智能/机器学习很有可能会用于优化和实现特定网元或功能的自动化，例如，用于提高 mMIMO 性能。人工智能/机器学习的集中应用更具可控性，所需工作以及经济回报和性能提升也更容易量化。它还可以帮助运营商和其他生态系统成员熟悉新工具并树立信心，帮助他们开始引入人工智能/机器学习所需的内部文化变革（相关信息将在后文中介绍）。

但是，从长期来看，随着人工智能/机器学习得到更广泛的部署，预计它们将为端到端网络优化提供信息依据，用来补充或替代单一功能和网元。在该阶段，人工智能/机器学习系统不仅会考虑特定功能和网元的参数，还会考虑它们的交互方式。然后，可能会对网络中的每个网元和功能进行优化。优化的目的不是尽可能提高它们的单独性能，而是最大限度实现诸如体验质量或端到端延迟这类取决于多个网元或功能的目标。

这样会增加人工智能/机器学习的学习和优化流程的复杂性与难度，需要运营商和生态系统对人工智能/机器学习更有信心并掌握更多专业知识。这种朝着更广泛、更强大的人工智能/机器学习系统演进的趋势，将扩大人工智能/机器学习的优势，但我们仍需数年时间才能实现这一目标。

人工智能/机器学习日益普及的一个例子是将边缘计算与网络切片结合，提高对多个服务和用例的支持，更重要的是，实现它们在同一位置的共存。例如，为了优化体验质量，运营商不仅要协调网络切片和边缘计算，还要协调回程和前传，并且必须考虑 RAN 条件（例如，拥塞和干扰、资源可用性、来自不同应用的流量负载），如果可能，还需要从设备获取性能数据。根据活跃应用提出的要求和需求，人工智能/机器学习将能够就如何在应用层面优化网络提供建议。

通过人工智能/机器学习实现无线网络 优化和自动化：用例示例
设备上应用、设备管理
体验质量
RAN 规划和部署、调度
能耗
接入技术集成、分流、载波聚合
mMIMO、波束成形
回程/前传管理、功能拆分
自组织网络 (SON)、干扰管理
移动性管理
安全性、欺诈检测
流量管理和优先级排序、负载均衡
边缘计算、多接入边缘计算 (MEC)
网络切片
基于 LTE 的语音 (VoLTE) 和一般语音
分析、策略、服务保证、编排
客户服务
测试和监控、预测性诊断
企业服务、物联网
应用管理

此外，如果被证明有效，人工智能/机器学习将在无线网络内完全集成。最终的目标是，我们不再需要谈论人工智能、机器学习或者深度学习，因为它们将成为运营商基本工具套件中的一部分，用于部署和运行无线网络。

人工智能/机器学习的使用也将朝着其他方向发展。如今，在人工智能/机器学习应用早期，学习通常离线进行；只有当学习阶段完成且经过测试后，才会开始在商业网络中部署。保护网络性能并确保学习朝着正确的方向发展，这一点非常必要。由于从供应商到运营商的整个生态系统正在迈出第一步，因此需要格外谨慎。

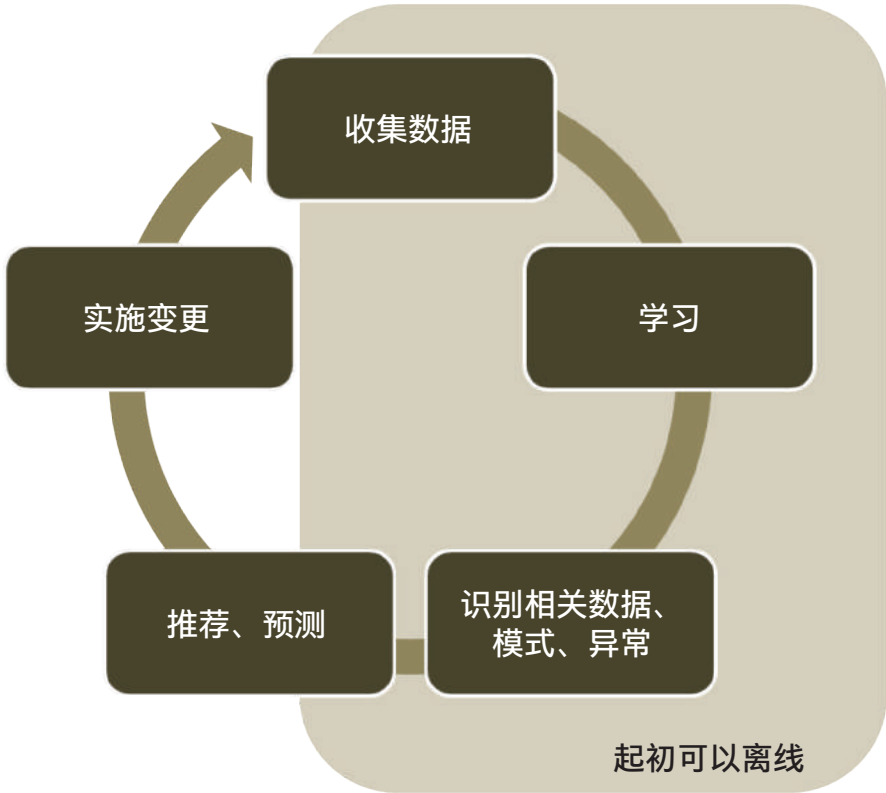
但最终，我们将从今天的开环系统发展到闭环系统，届时，学习和优化将持续共同运行。初步学习完成后，人工智能/机器学习系统将不断完善性能并继续适应网络中的变化。随着无线网络变得更敏捷、更动态，网络优化必须在初步学习阶段结束后继续执行，并且必须保持灵活性，必须能够随时响应网络状况的变化。

从开环到闭环的过渡也将使我们从监督学习发展到无监督学习，最终发展到强化学习：

- 在监督学习中，网络同时使用输入和输出进行训练。在获得特定输入时，网络会学习预测可能会得到的输出。通过监督学习，网络只能学习我们知道解决方案的问题。回归模型和贝叶斯学习使用的是监督学习。
- 在无监督学习中，网络只从输入中学习，方法是识别数据中的模式或结构，进而对生成输入数据的底层模型进行重构。无监督学习很适合解决尚未得到充分理解的问题，以及在训练之前没有预期输出的问题。集群、主分量分析和独立分量分析使用的是监督学习。

今天的人工智能/机器学习	未来的人工智能/机器学习
应用的关注点狭窄	应用的关注点更广泛、人工智能/机器学习的端到端使用
离线学习	持续学习、实时操作
开环	闭环
监督学习	无监督学习、强化学习

利用人工智能/机器学习实现网络优化



- 在强化学习中，网络使用代理来探索输入数据集定义的环境，并尽可能提高累积回报。与监督学习和无监督学习不同，强化学习不需要重建此前曾生成输入数据集的模型，也不需要假设已有一个这样的模型。相反，它尝试根据输入施加的限制来寻找理想的解决方案。强化学习按照马可夫决策过程对环境进行建模，适于解决的问题也许没有唯一的正确解决方案，而是拥有多个适合特定条件的理想解决方案(例如，在不可预测或不常见的网络状况下对性能进行优化)。

当人工智能/机器学习的部署范围超出狭窄且明确的用例（如 mMIMO 用例）时，运营商必须解决两个新问题：他们想要学习什么？他们应该优化什么？

以 mMIMO 为例，这些问题相当简单：目标可能是寻找可提高蜂窝基站总吞吐量的天线方向图，但运营商可能有一些略微不同的性能阈值、性能阈值定义方式或关键性能指标 (KPI) 优先级顺序。目标中的可变性会转换为不同模型。这些模型会进行不同的预测或推荐，进而可能会导致不同的 RAN 性能。

对于上文提到的边缘计算和网络切片等用例，学习和优化对象的选择更加复杂。运营商可能会使用边缘计算和网络切片来降低延迟，但不太可能选择通过尽量降低整个网络中的延迟来优化性能。该方法会降低活跃用户的平均延迟，但可能无法提供超可靠低延迟 (URLL) 应用所需的超低延迟，因为该方法会将这些应用视为非 URLL 应用。运营商必须在应用层面管理流量，并谨慎定义不同通信流分别需要对应何种优先级。另一方面，其他运营商可能不支持 URLLC，因此会选择完全不同的方式来管理应用流量（例如尽可能提高体验质量），或者可能会选择根本不在应用层面管理流量。

反过来，关于学习和优化目标的决定会对多个方面产生影响，包括应使用的有效人工智能/机器学习系统（例如，监督学习还是无监督学习？）、设计方式、学习内容以及将生成的推荐内容。

自动化

人工智能/机器学习和自动化几乎同时成为热门话题，这并非偶然。它们都从根本上（即改变我们运行和优化无线网络的方式）解决 4G 网络中便开始出现，而在 5G 网络和采用物联网时会不断增加的复杂性。

人工智能/机器学习和自动化相互补充，在一定程度上，二者还相互依赖。如果网络未实现较高水平的自动化，将很难看到人工智能/机器学习的成功，尤其是当我们转向实时闭环学习和优化时。与此同时，如果我们继续使用效率有限的传统确定性优化流程，那么复杂动态网络的自动化将难以实现。

人工智能/机器学习和自动化相互支持、相互强化，二者已开始融合到相同平台并用于相同的用例。

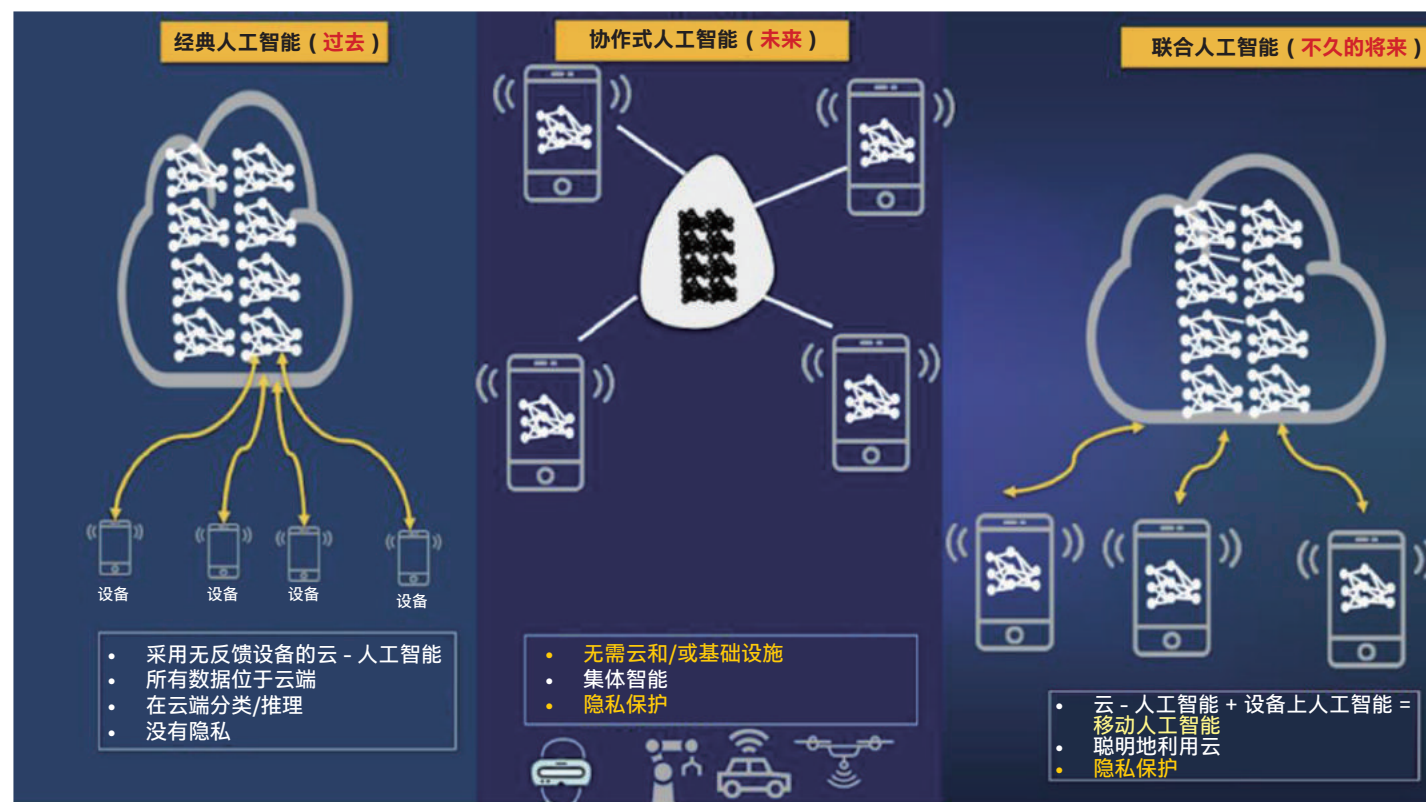
6. 无线网络中理想的学习位置是哪里？

虚拟化、边缘计算和最终的 5G 对无线网络的架构和拓扑具有变革性影响。单体式、集中式、静态网络正逐渐让位给新一代敏捷、动态、分布式网络。运营商可以按照自身的需求和偏好，更加灵活地塑造新一代网络。分布式 RAN 和集中式核心网之间的区别正逐渐消失，硬件和功能在网络中更加分散。

当运营商选择在网络的什么位置做什么时，他们还必须选择学习和优化网络性能的理想位置。最初的人工智能/机器学习系统是集中式系统，通常托管在云端。由于如今的大部分学习都是离线完成的且受到监督，因此位置并不会产生重大影响，位置的选择主要取决于成本和可用性。随着学习朝无监督闭环学习和实时自动化转向，位置的重要性将凸显出来，尤其是对于需要低延迟的流量和具有位置依赖性的任务（例如，管理干扰、分流或拥塞）。

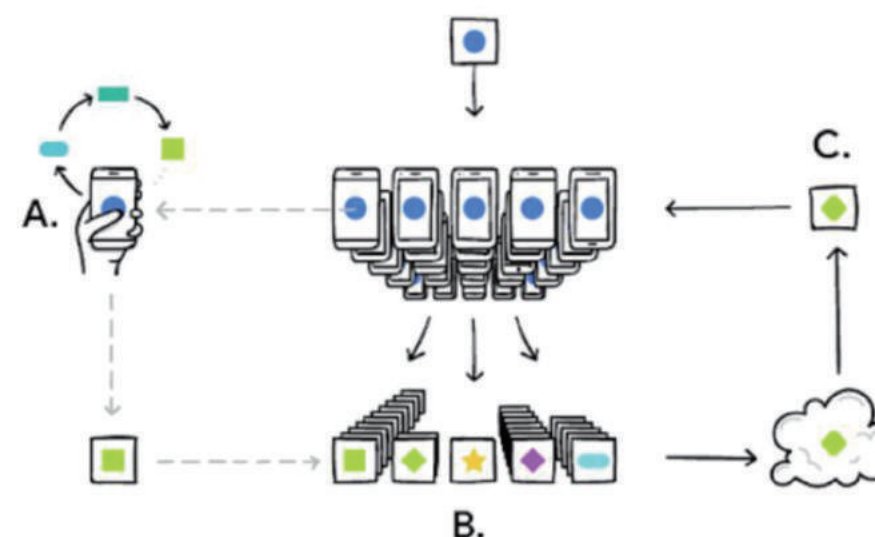
位置的选择取决于多个因素。主要因素是用例（例如，边缘位置对于 SON 非常有价值，集中式位置更适合提供客户支持）及其要求（例如，延迟敏感型用例能从边缘处理中受益）。但成本、可用性、操作限制和安全性也是必须考虑的因素。在虚拟的动态网络中，功能的位置会随时间而变化，这便为运营商提供了适应网络功能、状况和需求变化的灵活性。

选择学习和优化位置的能力显著改变了当今的人工智能/机器学习系统，并大幅扩展了它们的潜力。研究人员正在探索如何在不增加网络开销或不造成重复的情况下，在保留集中式人工智能/机器学习的可扩展性、可靠性和安全性的同时，部署边缘人工智能/机器学习。一般而言，对于边缘计算，我们仍在研究理想的边缘位置是哪里以及不同用例的要求、性能和成本取舍是什么。这些是新出现的复杂问题，随着我们从试验和早期部署中不断获得经验，这些问题将逐步解决。



人工智能应用于无线网络的不同方法。

来源: Mehdi Bennis



联合学习：您的手机根据您的使用情况在本地建立个性化模型 (A)。许多用户的更新聚合在一起 (B)，构成对共享模型的一致更改 (C)，然后重复此过程。

来源: 谷歌

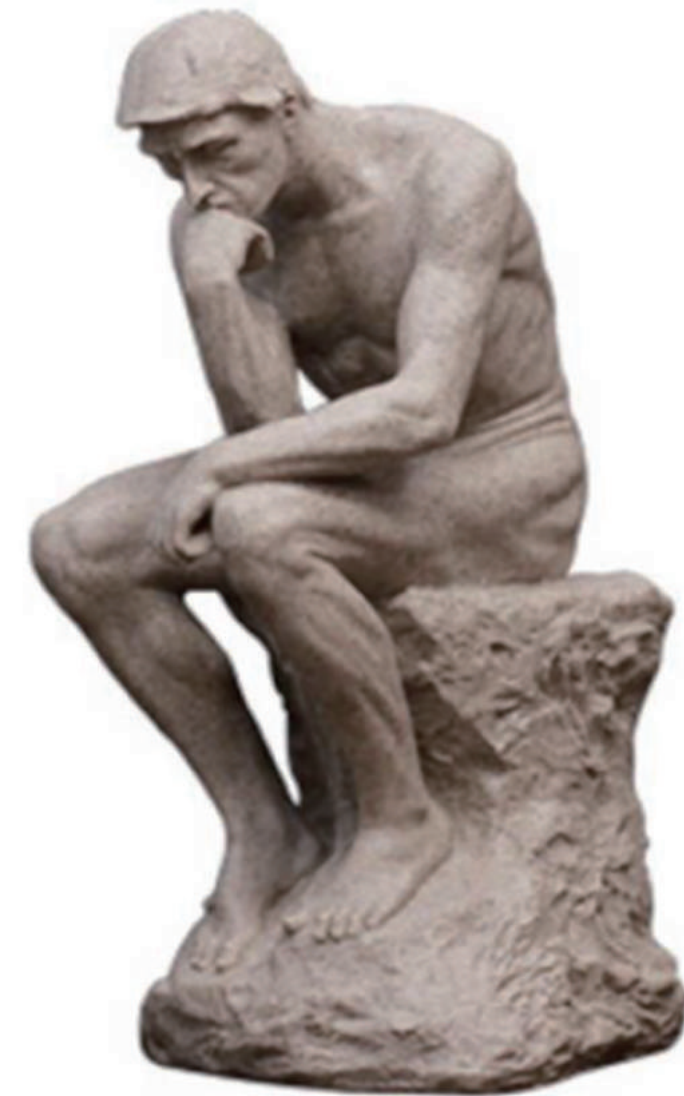
边缘人工智能/机器学习并不是最后的边界：除了边缘，设备上人工智能/机器学习也日渐流行。随着设备数量和种类的增加，端到端网络优化可从设备提供的支持中获得巨大益处，而设备通过参与无线网络的优化，也会变得更加智能、更加高效。例如，体验质量可通过网络进行推理，但定义是在设备端进行的：设备在指导网络最大程度提高体验质量方面发挥着重要作用。初步学习可以集中完成，因为它不是特别针对单个设备的，但最终，简单的人工智能/机器学习网络必须转移到设备。云人工智能/机器学习、边缘人工智能/机器学习和设备上人工智能/机器学习不仅将同时存在，还将相互配合，相互强化，从而建立一个协作式人工智能或联合人工智能环境，在这种环境中，智能跨网络分布，最终无需部署集中式控制基础设施。

7. 文化、期望与担忧

人工智能/机器学习普及过程中面临的巨大挑战可能与技术无关，而是与成功所需的文化变革有关，与需要经历人工智能/机器学习在无线领域和整个社会中一边受到大肆吹捧，一边又引发恐惧有关。

通过人工智能/机器学习，我们不再采用基于规则的静态确定性方法来部署和运营无线网络。虽然这种传统方法逐渐过时，在处理正在进行的网络转型方面显得吃力，但到目前为止，它在无线行业一直表现得很好。运营商和供应商都非常了解且信任这种传统方法，通过该方法，他们能够获得对网络基础设施的高级别控制。为了采用人工智能/机器学习，运营商及无线生态系统中的其他成员必须信任一个非确定性环境，在该环境中，统计与随机方法会补充（最终可能会替代）更传统的基于知识的逻辑系统和专家洞察。

文化面临的第一个挑战是了解如何在无线环境中使用人工智能/机器学习，避免某些被大肆鼓吹的魔盒方法。许多公司可能会倾向于将人工智能/机器学习视为可以一招制胜、全面应用的现成解决方案，但正如本报告前面所讨论的，根据这一印象采取行动可能会事与愿违，阻碍发展。



罗丹的《思想者》

第二个同样重要的挑战是适应学习和优化流程，该流程在顺畅度方面不如我们现已习惯使用的确定性模型。通过人工智能/机器学习，学习将成为一个不间断的过程，其进展是递增且非线性的，可能会达到局部极小值。在这种情况下，性能可能会先在局部变得糟糕，然后才会继续提高。

第三个挑战来自于将人工智能/机器学习网络视为黑匣子的认知，人工智能/机器学习网络会梳理大型数据集并生成预测或推荐，而不遵循人类观察员的逻辑思路。

运营商或供应商需要对这种系统有足够的信心，接受人工智能/机器学习表现出的可变性更高、透明度更低等特点，并期待结果将优于基于规则的确定性网络。为达到这种信心水平，大多数运营商和供应商都选择本报告前面所描述的渐进式方法：从采用监督学习的较小型人工智能/机器学习系统开始，逐渐扩展到更为宏大的系统。

与此同时，我们不应该低估人类在定义、监督和提供只有经验才能带来的必要贡献等方面发挥的作用。将需要解决的问题直接抛给人工智能/机器学习系统而不给予人为指导是一种失败的做法，因为这种做法对人工智能/机器学习的技术用途抱有不切实际的期望。

在当前的无线生态系统中，这些挑战很难克服，因为网络性能的评估以及对网络运维人员的奖励是基于成熟的确定性命令控制框架的。

向人工智能/机器学习转移并不会取代人类（至少在可预见的未来是不会的），但如果组织中没有相应地进行文化变革和出台新的人员绩效评估方式，员工在工作中就将面临不确定性和风险，这样有失公平。

同时，员工需要掌握的技能也将改变。虽然工作人员得以从枯燥的重复性任务中解放出来，但他们必须对人工智能/机器学习网络进行监督和完善。为此，他们必须从能够解决问题转移到能够预测问题和预防问题发生。这将需要新的技能，而且，与文化变革一样，自上而下、整个组织范围内的变革对于支持员工获得新技能至关重要。



8. 要点：人工智能/机器学习将如何改变无线网络？

最初，人工智能/机器学习在提高网络性能方面扮演的角色将集中于得到良好控制的用例，这些用例更具可控性，需要的专业知识较少，并能够带来可轻松量化的经济回报和性能提升。然而，从长远来看，人工智能/机器学习将对端到端网络产生更广泛且更具变革性的影响。它将超越技术变革，席卷生态系统范围内的文化变革。

虽然 5G 新空口 (5G NR)、URLLC 或 mMIMO 等新技术在网络转型中扮演着明确的角色，但人工智能/机器学习将为整个无线基础设施的横向范式转变以及随虚拟化、分布式架构和自动化而来的各生态系统参与者做出必不可少的贡献。

这些用于部署和运营无线网络的新方法的融合不是偶然的：所有方法都由近年来经济、可靠且安全的计算能力提供支撑；所有方法都由日益复杂的网络挑战推动；所有方法都旨在提高网络资源利用率和用户体验。反过来，这些方法也将共同提高无线网络的动态性、敏捷性和支持新用例的能力。

但是，这种转变需要时间和辛勤的努力。性能带来的影响将以增量形式逐渐显现，而且，由于这种影响将波及整个网络，因此很难使用我们现在所用的 KPI 和 TCO (总体拥有成本) 模型对其进行量化。

在改变运行无线网络的方式时，我们还需要改变评估网络性能和价值标准。例如，网络范围内的静态 KPI 已无法满足要求：需要辅以在应用层面实时监控的性能指标。同样，如果只盯着商业化和成本节约，可能会使运营商偏离长期但却巨大且可持续的经济回报。这种通过横向范式转变带来的回报将会使运营商能够更精明地利用网络资源，更高效地实现创收。

首先完成困难的工作	收获益处
将复杂性作为优化网络的机会加以利用	转向更敏捷、更动态的网络，这种网络会通过自主学习来优化自身性能
从简单的任务开始，获得信心	更高效地使用网络资源
将学习视为动态系统中一个不间断的过程	实时优化网络
谨慎选择在哪里使用人工智能/机器学习，以及在哪里避开它们	释放 5G 创新的价值
稳步前行，保持切合实际的期望	与企业密切合作，支持他们的人工智能/机器学习工作
习惯于跳出舒适区	提高对物联网的支持
引领企业文化变革	加强安全性
采用新方法来自监控网络性能	实现更高效的创收

对话



英特尔 | 建立人工智能和机器学习生态系统

与英特尔数据中心事业部网络业务孵化器副总裁兼总经理 Caroline Chan 的对话

人工智能和机器学习要想取得成功，我们需要一个强大的生态系统，该生态系统除了运营商和供应商，还要包括应用开发人员、企业、场地所有者和智慧城市。

在与英特尔数据中心事业部网络业务孵化器副总裁兼总经理 Caroline Chan 的对话中，我们探讨了该生态系统将如何发展，并谈论了如何将人工智能和机器学习扩展到概念验证以外，从而获取实实在在的好处。

Monica: Caroline，人工智能已成为热门话题。这背后的原因是什么呢？

Caroline: 人工智能和机器学习已经出现了很长时间。在网络方面，这已成为当今的热门话题。我们已经开始看到人工智能的普及，而且，因为我们在处理能力方面已取得大幅进步，我们已经开始看到人工智能的普及。

为了使之成为现实并形成围绕人工智能的生态系统，英特尔做了一系列的投资。最终，我们减少

了处理人工智能和机器学习算法所需的条件，并在我们的路线图中添加了有助于推动人工智能普及的加速器。

处理能力的提升和定价效率更有利于人工智能的采用。在将来，人工智能和机器学习将开始更多地出现在网络讨论中。

Monica: 凭借处理能力的提升，运营商可以通过人工智能和机器学习等工具，利用海量数据来优化网络性能。变革速度将有多快？

Caroline: 变革的速度相当惊人。在我最初与您和客户谈论 5G 时，人们并不怎么关注人工智能。当时人们在研究的仍然是网络功能虚拟化 (NFV)/软件定义网络 (SDN)，这个话题您和我曾探讨过好几次。

我们一直将重点放在 NFV、SDN 和 MEC 及它们的组合上。每个人都开始意识到，随着我们向 5G 进发，使用模型已获得显著发展，而不再局限于管理语音和互联网浏览。现在，我们在不同垂直行业

与不同企业均有相关应用。我可能会抽出全天的时间和我们的物联网部门工业自动化事业部及拓展事业部举办研讨会。我们开始意识到，在如何应对需求、如何处理输出方面，网络已得到显著改善。

我们需要提取和分析的数据量与几年前相比大幅增加。

多个因素叠加在一起形成巨大的挑战，或者可以说是更多数据和更多计算在网络上的复杂交集。虚拟化开始与云和数据中心越来越相似。边缘数据中心已成为现实，不再只是 PPT 上的设想。

因此，越来越多的公司开始使用人工智能进行网络优化和数据分析，从而更好地为终端用户（无论是消费者、酒店还是工厂）提供服务。

Monica: 非常同意。正是多个技术推动因素的融合才使之成为可能。还有更多维度可以优化。如果您只有语音，那么您可以执行的优化并不是很多，无非是容量够不够。

而通过 MEC、边缘计算和网络切片，您会获得更多机会来优化网络性能。

Caroline: 我举个例子。

我们负责不同方面的工作，目的是为了孵化不同的用例来利用人工智能，我们从多个方面着手努力。当我们考虑使用除 B2C 和 B2B 以外的网络服务时，我们与专注于工业自动化的“工业互联与自动化 5G 联盟” (5G-ACIA) 进行了多次交谈对话和沟通。我们与欧洲的实业家讨论需求和要求。我们可以很自然地说出：“嘿，我们可以根据您的需求调整我们的网络。”

工厂所有者会找到我们，并告诉我们，网络中断不仅意味着人们不能打电话。当网络中断时，还有更重要的要求无法满足。生产线或机器人可能会停止运转，造成更大的经济损失，甚至可能引起安全问题。实际情况可不是“哦，您遇到网络中断了”这么简单。而是会引发关于责任的讨论。

我们通过端到端网络切片来支持工业应用。人们可能会说：“您只是简单地分割核心网络或无线网络。”但其实远不止这些。我们的工作包括，将切片甚至特定电子管串联起来，将其与正确的频谱类型配对，匹配从设备到网络的正确流出，从而为特定用例服务。

在物联网事业部的支持下，我们与一些领先的行业合作伙伴开展了几个项目。这些项目旨在挑选工厂的一些控制元素，并将这些元素置于使用边



云、人工智能和分析通过 5G 在无线网络中融合

来源：英特尔

缘计算的 5G 网络中。所有这些工作准备就绪后，您所谈论的不再只是过去的常规网络。

您必须应用学到的一些经验，而且网络需要变得更加智能。这不仅仅是添加另一个通道卡以满足容量要求，而是关于将正确的处理能力应用于正确的延迟和服务级别协议 (SLA) 要求，甚至可能包括正确的频谱。您需要为某个时刻需要的特定用例准备好正确的连接。

您经常听到有人说某某即服务：功能即服务、基础设施即服务、平台即服务。而网络的管理要复杂得多。并不只是请一名工程师来监控网络中的容量和使用情况。

Monica: 正如您所说的，您需要优化网络，以便管理性能和支持特定用例。优化工作需要同时以无线网络和企业应用为中心。我们在这两方面都使用人工智能。

Caroline: 大学毕业后，我的第一份工作是为一家大型电信设备制造商工作。我的职责是监控其中一个客户的网络。我负责关注警报，并决定我们是否应分派新的容量通道卡。我必须决定要订购什么、将订单发送至仓库，然后将其分派给客户端。

我的一些决策基于他人的指导。但其他决策需要依靠我的主观判断。比如说，如果系统用量达到 65%，就会发出警报，提示需要添加更多容量。

这是单维度的，非常依赖人类智慧，也就是经验。

通过 4G、MEC 和最终的 5G，我们将获得更加复杂的多维网络。人类并不擅长处理多维问题。这是我们目前在 4G 和 MEC 中面临的问题，也是我们将在未来的 5G 和 MEC 中面临的问题，同时也是我们已在不同类型应用中遇到的问题。

这不仅关乎娱乐和 Netflix 的运行，还关乎医院、远程医疗、车联万物 (V2X) 和工厂。与我坐在屏幕前监控网络的时候相比，信息输入的维度将大得多。

要人为实现这一目标是难以想象的。您必须向其添加机器学习，必须在某个神经网络中运行以便读取所有输入。这应该是一个闭环活动。

我非常高兴身处这个环境，面临这种困境和大量难题，我相信我们将能够通过人工智能、机器学习、MEC 和我们目前拥有的处理能力来解决这些问题。

Monica: 这一切非常令人兴奋，这是个很好的机会，但也存在需求。网络优化是必不可少的：确保所有应用（例如医疗应用）的安全至关重要。

Caroline: 没错，您说得对。最初，当我们第一次开始谈论 MEC 时，一家拥有大型赌场的主要大型连锁酒店请求我们的帮助。赌场通常会有常客计划或者提供奖励计划。赌场和酒店非常了解入住的宾客。例如，我是万豪酒店的常客，因此他们非常了解我，他们了解我的偏好。

他们想要带给宾客这种个性化体验，他们想要实现这一目标，因为在宾客入住酒店时，这将创造更好的用户体验。

举个例子，入住的宾客可能会参加不同的演唱会，一位宾客可能会去看乡村音乐会，而另一位宾客可能会去看嘻哈音乐会。参加这些演唱会的人可能有不同的消费习惯和偏好。演唱会结束后，当他们返回酒店时，酒店想要以不同的方式招待他们，例如为他们提供不同的服务或内容。酒店想要为他们提

供更加个性化的体验，通过边缘计算，就可以实现这一目标。

当这家大型连锁酒店联系我们时，我们正处于边缘计算的早期阶段。我们没有答应该请求，但现在，我们会承接此类项目，因为所有这些信息都触手可及。

只要拥有信息，您就可以根据信息采取行动：您了解酒店里的宾客，因为他们在您的网络中，您可以将他们的 SIM 卡与他们的偏好相匹配。如何为他们提供更好的个性化体验呢？这是时下非常热门的一个话题。

我和不同的酒店业主谈论过这一话题。我们如何学习做到这一点？我们如何知道某个用户是否在网络中？运营商知道您是谁。我们如何应用这些知识来改善场地，使他们能够为宾客提供个性化体验？

Monica: 机会很多，但您需要一个生态系统，这个生态系统不仅包含运营商和供应商。我们需要什么类型的生态系统？如何创建这样的生态系统？

Caroline: 运营商已经开始意识到，他们需要的合作伙伴关系远远超过传统的合作。对设备和基础设施供应商来说也是如此。

在英特尔内部，我们构建了 Network Builders，现在我们将扩展至 Edge Builders。这是与那些为垂直行业编写代码和应用的长期开发人员的合作。作为基础设施生态系统的一部分，我们的工作是为提供一个具有虚拟功能的横向平台，与我们如今在云端提供的平台类似。云提供商提供一种非常高效的方式来保护板载设备和应用，允许灵活使用计算功能和服务。

我们需要通过网络生态系统创建相同类型的功能，以便利用 5G 承诺的各种优势。

Monica: 当您获得更大的生态系统并且更多成员参与进来时，安全性是另一个关键要素。

Caroline: 的确是这样。云安全始终是头等大事。我们对不同的安全检查点信息设置了目标。特别是，企业希望把专有信息保留在本地，他们不一定希望将这些信息置于云端或网络中。

许多企业仍然需要私有云。我们正在研究如何使用已应用于网络的类似区块链的技术来应用网络安全。我们正在研究设备和应用的安全板载。我们正在研究应用的隔离，这样，如果一个应用出现问题，它不会影响网络的其余部分或其他企业。

所有这些都将发挥作用。对于许多垂直用例，安全性是第一要求。如果我们不解决这个问题，就无法继续下一步。人工智能和机器学习是有益的，但安全性是我们必须提供的基础。

Monica: 几年前，运营商和企业都说他们不知道是否应该信任人工智能。这种情况改变了吗？如今谁在人工智能方面发展得更积极，企业还是运营商？

Caroline: 他们都在向前发展。

我们一直在和运营商讨论利用人工智能和机器学习提高网络效率并更好地为客户提供服务。

企业迫切希望利用人工智能和机器学习来收集更多数据并运行实时数据分析。无论是短期，还是长期，他们都可以使用数据分析来提高运营效率。

运营商和企业都在积极发展。尤其是对于 5G，运营商意识到，他们需要利用人工智能来实现高效的网络管理。

Monica: 哪些挑战可能会拖慢人工智能的采用？

Caroline: 限制数据获取和学习的法规可能会拖慢人工智能的采用。因此，当我们研究区域差异时，

我们看到中国更先进，因为中国对数据隐私的意识相对淡薄。

在中国，企业和运营商能够访问海量数据。智能摄像头随处可见。这为机器学习奠定了基础。通过使用闭环过程，人工智能可以从这些数据中学习并改善网络。阿里巴巴、百度和腾讯等主要云提供商专注于获取数据并利用数据来改善运营。他们都利用数据来改善为客户提供服务的方式。

从全球的角度来看，得益于监管方面的努力，我看到中国取得了很大的进步。西方国家也在制定法规，但大多数工作仍处于初期阶段。

Monica: 能否给我们举个例子来说明你们在中国开展的计划？

Caroline: 几个月前，我们在中国宣布与阿里巴巴就智能路边技术推出智能交通合作计划。但该计划不仅限于中国。许多汽车公司及其合作伙伴也都参与进来。

如今的路边单元没有足够的计算能力来发展和提供一个既能获取数据又能分析数据的架构。实时更新和摄像头信息等数据也可用于提高汽车安全性。

了解哪里正在修路，或者了解哪些道路需要维护，并掌握交通堵塞数据可帮助智慧城市计划更好地管理交通模式。

在中国，道路拥堵和污染问题非常严重。政府已出台举措，希望解决这些问题并帮助提高道路安全性，让城市变得更加智能。

我们在这些项目的早期概念验证阶段便已参与。我们希望借助计算能力来提高 V2X 的价值。所要做的不仅是说，“嘿，我在这里。这是一根杆，用于将设备挂在上面。”我们还想要开展合作，以便收集、分析和获取数据，并提供更好的道路交通服务和管理。

Monica: 我们一直在讨论网络中的人工智能。那么设备呢？人工智能是否在设备中扮演某个角色来推动端到端网络优化？

Caroline: 我认为是的。我们的设备团队正在研究如何使用一些人工智能经验来了解设备何时可以将一些工作负载分流到网络上。

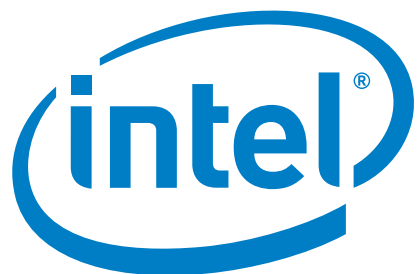
我预计，通过人工智能，我们将在智能分流领域取得与 MEC 相同的进展，尤其是在游戏和复杂的增强现实 (AR) 与虚拟现实 (VR) 中。我们想要了解如何妥善地进行分流，让设备继续保持合理定价和低功耗，并利用您身边的所有这些小云或边缘云。这些是我希望生态系统将重点关注的一些领域。

Monica: 最后一个关于 5G 的问题。您说 5G 和人工智能彼此相依。是否有企业在推出人工智能之前一直在等待 5G，或者反过来？

Caroline: 我认为我们不是在等待 5G 来实现人工智能。5G 的确需要人工智能，5G 可以提高人工智能的性能。但是如今，通过将长期演进 (LTE) 与 MEC 结合，我们已经能够实现这一目标。我们已经参与了一些项目。

我不认为企业在等待什么，但 5G 和人工智能一定密切相关，并将相互受益。

关于英特尔



英特尔拓展技术边界，为实现出色的体验创造条件。有关英特尔的信息，请访问 newsroom.intel.cn 和 intel.cn。
英特尔、英特尔标识是英特尔公司在美国和/或其他国家的商标。* 其他的名称和品牌可能是其他所有者的资产。

关于 Caroline Chan



Caroline Y. Chan 是英特尔公司数据中心事业部网络业务孵化器的副总裁兼总经理。她全面负责与第五代无线技术相关的英特尔全球网络基础设施战略和解决方案开发。Chan 和她的团队负责识别和开发用例，这些用例将结合物联网、无线技术创新和部署模型（如移动边缘计算和替代频谱），为新的服务提供商和企业网络提供支持。

诺基亚 | 开启机器学习时代

与诺基亚移动网络机器学习首席架构师 Tero Rissa 的对话

机器学习有望提高无线网络的性能和成本效率。但这也是当下大肆宣传的热门话题，一些人期望机器学习解决所有问题，其他人则对这一具有强大能力的神秘黑匣子感到担忧。

在与诺基亚移动网络机器学习首席架构师 Tero Rissa 的对话中，我们讨论了机器学习如何能够优化性能和投资，并探讨了机器学习实际能够实现的用途。

Monica: Tero，在人工智能和机器学习领域，您个人在诺基亚从事哪方面的工作？

Tero: 我负责领导诺基亚移动网络部门的人工智能和机器学习试验，同时也负责协调整个组织的机器学习活动。在诺基亚移动网络部门，我们拥有超过 20,000 名员工，目前我们正在加速提升机器学习技术。

我有四个主要工作流。

第一个是人工智能/机器学习专业技术开发。这是关乎全公司的新技能集，也体现了我们在组织中的

思维方式。在诺基亚移动网络部门的大约 200 个内部组织中，我们的机器学习技术处于领先地位。我们通过由我负责管理的机器学习卓越中心来协调这些组织中的活动。我们还负责为整个组织开发培训材料和课程。

第二，我们负责人工智能/机器学习基础设施、管理和可用性——从评估不同类型的加速平台，到为诺基亚托管加速学习服务和容量。

第三，我们负责跨业务部门为无线接入网络数据制定人工智能/机器学习数据战略。数据战略定义了如何采集、存储和检索所需数据。不得不说，这项工作实际上要复杂得多。

另外同样重要的是，我们负责协调人工智能/机器学习用例、开发以及与运营商的交流。通过与运营商开展这些联合试验，我们开发新商业案例。

Monica: 组织内部需要经历一次巨大的文化变革。这不只是一个新产品，而是渗透到公司各个角落的一次变革。

Tero: 没错，就是这样。举个例子，当我开展这些培训时，我经常说，要了解机器学习或从中吸取经验教训，较困难的部分在于实际的思维方式，即机器学习可以解决什么问题、如何解决以及当使用机器学习执行某些工作时这意味着什么。

难点不在于使用反向传播和梯度下降法推导偏导数，而在于了解您可以做什么、如何以系统化的方式处理相关问题，以及您可以如何为机器学习算法收集数据和训练材料。

Monica: 对于不同的人而言，人工智能和机器学习有着不一样的含义。在您看来，人工智能和机器学习之间的区别是什么？

Tero: 我尝试尽可能使用“机器学习”一词。这是一个相当有用的术语，可用于表示容易理解的特定算法和深度学习方法，如监督学习、强化学习和无监督学习。

人工智能也可用于表示这些方法，但它通常也用于指代一些我认为不存在的事物：通用机器智能、自我意识系统、超人类智能或其他技术。我试图将这个术语从“人工智能”转向“机器学习”，因为机器学习更加切实存在。

市面上存在大量炒作。由于这些炒作，外加缺少对机器学习或人工智能的了解，人们总是会错误地假设这种技术的神奇之处。

他们可能会说：“我有个自己都搞不明白的问题，您可以使用人工智能来解决吗？这样我就能轻松很多。”人工智能绝对不是这样的。我通常会这样回答：自动化可以解决这个问题。而机器学习是决策的自动化。

人类无法实时做出数百万个一致的决策。我们可以利用机器来自动做出这些决策。这将人工智能的范围缩小到可以帮助人们理解问题的程度。

Monica: 您的这番话令人耳目一新。我们不想要将期望定得过高，以至于因为尝试做一些超出实际能力范围的事情而失败。人工智能和机器学习不是魔术，而是辛勤努力。

Tero: 实际上，我的其中一个培训材料的名称就叫做“机器学习不是魔术——机器学习在工业环境中的科学合理应用”。



诺基亚对基于人工智能的网络所持的愿景

来源：诺基亚

Monica: 现在肯定有炒作，但为什么是现在？为什么不是十年前？

Tero: 十年前也有炒作。当时我在研究通过人工神经网络实现机器学习，这是那个时候的叫法。当时，我判断人工智能没有发展前景，于是改变了职业方向。但我又重新回到这个领域。至于为什么是现在？

在过去十年里，发生了三件影响显著的事。

第一个是算法，这是深度监督学习的坚实基础。例如，线性整流函数 (ReLU) 和随机梯度下降法已变得更加实用。虽然它们是非常简单的数学应用方法，但它们使得更深层的网络能够得到训练。

在学术方面，与十年前相比，我们现在拥有大量研究。所以如果您想要进一步远离监督学习，学术界能够为您提供很好的支持，而且我们可以从研究中获取大量见解，比任何单个机构自己投资研究所获得的见解都要多。

框架得到了显著改进。如果您在十年前使用人工智能在神经网络上执行某项操作，您需要花费数月时间才能获得结果，而现在，只需两次茶歇的时间，就能获得相同的结果。

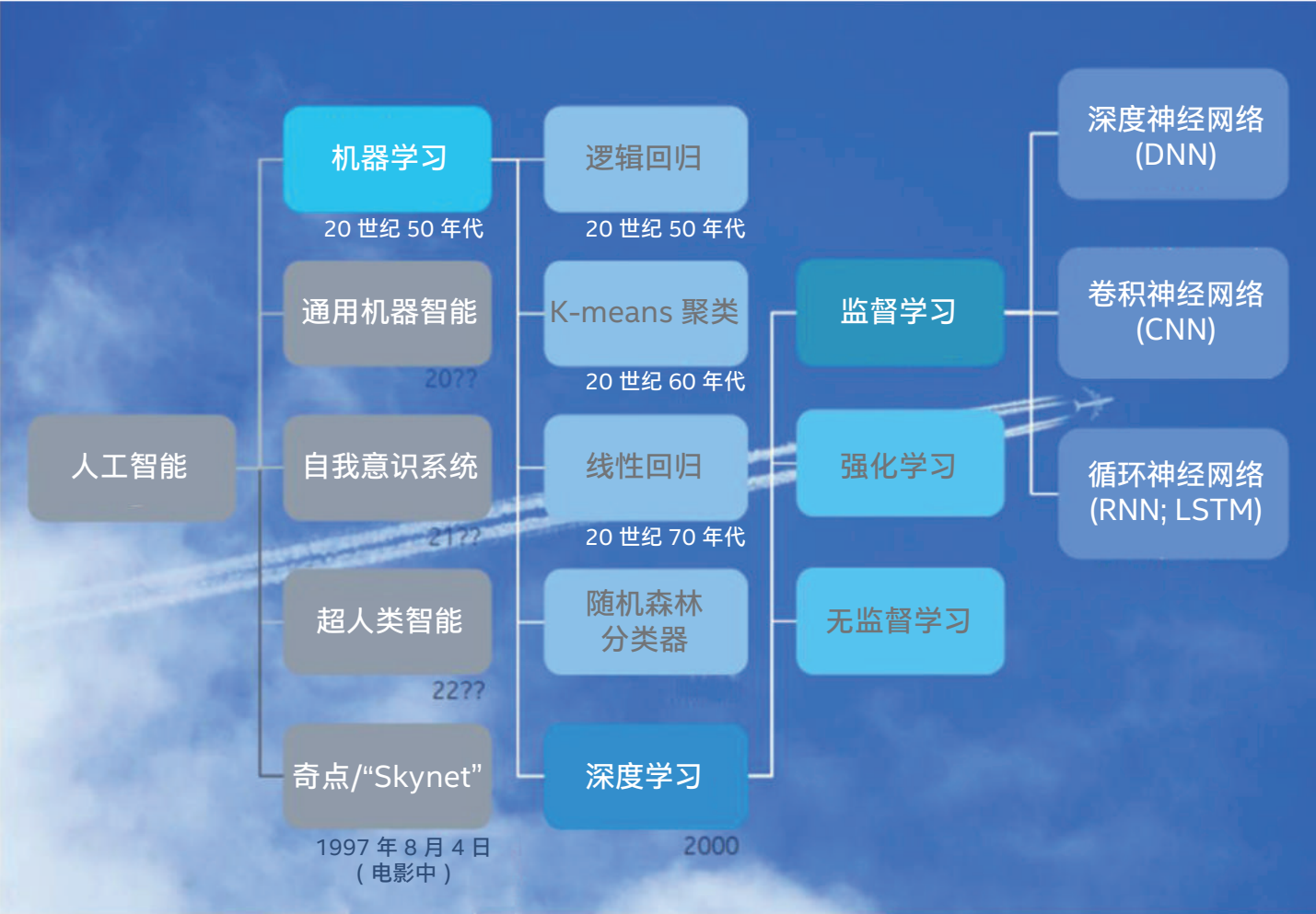
另外，还有 Keras、TensorFlow 和 PyTorch 等框架，Docker 等实用程序，以及生产力已大幅提高的供应商所提供的加速库。您可以完成更多工作。您可以在更短的时间内做更多的事。

但最终的决定性因素是计算能力。当时我在研究手机图像处理。移动设备的性能和内存要求相差 10,000 倍。现在，我们已从每秒数十亿次运算发展到每秒数百万亿次运算。重要的是，我们的能源效率已发展到每瓦特每秒数万亿次运算。

此外，真正重要的一点，同时也是我们工作的一个主要部分是，机器学习专用架构的位宽 (Bit-width) 减少。到目前为止，支持矩阵乘法的设备已能够加速完成机器学习，但现在，我们看到采用特殊硬件架构的设备出现了，这些特殊的硬件架构能够更具体地应对机器学习的需求。

Monica: 我们应该对机器学习抱有哪些切合实际的期望？我们可以实现哪些切实可行的目标？

Tero: 在业内，我们有一种注重实效的机器学习方法，但并不是所有人都赞同这种方法。



人工智能术语

来源：诺基亚

我认为，每个部门的第一个机器学习项目都应该是关于监督学习。它在很大程度上限制了范围，这是我们一直激烈争论的一个话题。

例如，通过强化学习，您不需要许多的训练数据，但这是一个更难的范式。而且它更加不稳定。

如果您在您的系统中运行监督学习，那么您还必须咬紧牙关去获取用于训练网络的数据。您必须完成准备工作。

我们的方法是，首先部署非常实用的监督机器学习系统。它们能够产生有意义的影响，能够提升系统，但不会改变整个系统。它们不会接管一切。

我们先利用机器学习执行一个简单且规模可管理的任务。应用或用例是什么不重要，只要能够提升系统并且可以展示成本效益即可。您还必须考虑到许多其他方面，包括实际的机器学习算法。

如果一开始目标太大，整个工作规模就会变得太大。从机器学习的角度来看，如果您从简单容易的工作入手，您可能会发现您需要完成其他要求非常严苛的工作，如软件集成、数据采集、数据工程和基础设施。

较好的方法是确保您的第一个机器学习项目成功，而不是妄想这个项目能改变世界。

Monica: 网络逐渐变得复杂。您会如何处理这种复杂性增加的情况？复杂性是否将成为挑战？

Tero: 不会。它们密切相关。我们必须覆盖迄今的每一代技术。2G 仍然存在，现在我们正在推出和部署 5G。新技术会在非常短的时期内出现。十年后，也许 6G 就出现了。每一代都比上一代更复杂。

真正的复杂性来自于我们必须同时支持多代技术。我们必须覆盖每一代技术。单是管理这些系统上的不同配置参数，对人类来说已是不切实际的工作，因此我们需要机器学习。

我们需要力争实现网络的完全自动化。网络的主要业务优势取决于设备和网络的运营成本。通过机器学习，我们可以针对运营环境优化和自定义各个网元。

有时人们也会误解这一点。机器学习不会自动提供优化和自定义。您必须完成相关工作才能实现这一点。

环境本身可用来训练实际无线电元素所在的运营环境中的特定网络。

我们可以在这种网络中获得极大益处。我们可以获得重要的影响力。从商业的角度来看，通过先进自动化来优化运营开支是我们可以实现的主要目标之一。

此外，我们能够以经济高效的方式提供更好的用户体验。我们可以降低成本，同时提高效益，并以更加高效的方式部署无线电频谱。我们还可以节省能源，提高安全性和弹性以抵御入侵。

Monica: 您能够以特定于位置的方式实时优化网络。您不只是针对整个网络而学习。您是针对特定位置而学习，这样一来，您可以对网络状况和需求的局部变化做出动态反应。

在网络中，学习发生在什么位置？学习将在一个集中式位置进行，还是在分布式位置或边缘进行？如果朝向边缘，边缘在哪里？

Tero: 这是个好问题，但我们还没有最终的答案。开始时，我们将使用集中训练，因为我们知道这种方法有效。

我们将从训练开始。这也是因为我们需要为训练和推理提供不同的硬件加速。即使您在基站进行训练，我们仍然需要为其提供不同硬件。分布式训练没有任何意义，它不具有成本效益。

在某些情况下，我们每秒钟可以执行数百万次推理。但训练的周期很少短于一秒钟，甚至一天的周期都很常见。训练和推理的利用率截然不同。

对于推理，非浮点架构将占据主导地位，或者至少我们需要此类架构。例如，在硅片空间中，8 位加法和浮点加法之间存在一百倍的差别。

此外我们看到，在训练方面，仍然需要浮点算法。硬件不同，周期不同，瓶颈也不同。最好从集中式训练设施入手，然后我们可以根据需要转向分布式训练。

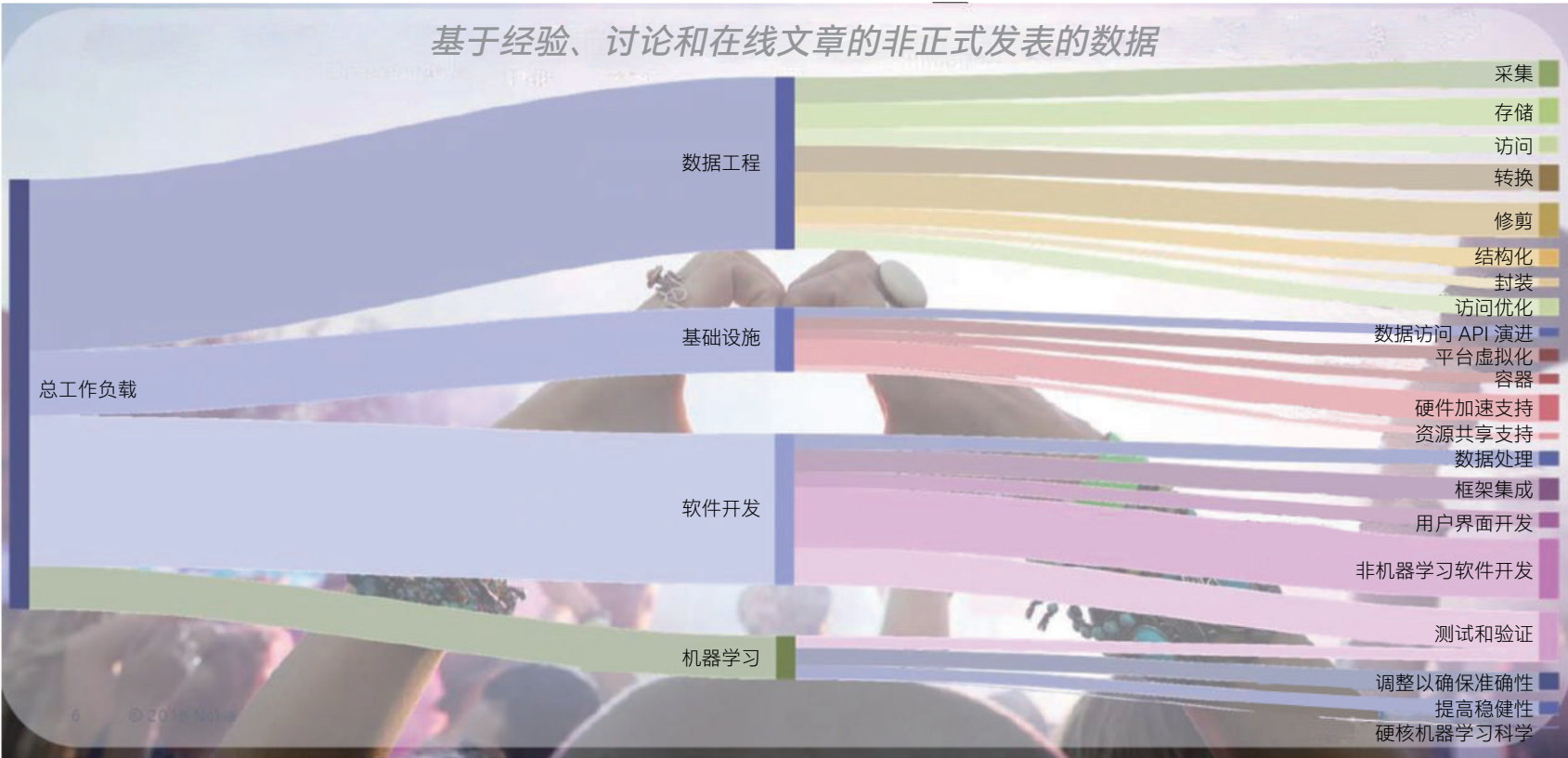
Monica: 从训练转向推理时，您是否会从集中式方法转向分布式方法？

Tero: 您在本地收集数据，但即使数据必须传输，训练本身也得在集中式环境中进行。当然，不一定得是单个集中式位置，但一般而言，训练的分散性小于推理。

Monica: 您可以从集中式学习中受益，然后将其应用于不同环境吗？

Tero: 对于机器学习项目，这可能并不典型。大多数公司可以使用现成的网络，例如，用于图像和语音/语言识别和处理的网络。对于无线网络，不幸的是，情况截然不同，因为没有现成的网络。我们习惯于设置和训练自己的网络。即使通过集中式训练，网络拓扑或架构也可以进行定制，以便处理实际问题或实际数据。

在这一点上，诺基亚的做法可能与业内其他公司的做法不同。我谈论的是训练，但同时也指的是架构探索。即使我们拥有集中式系统，我们仍然可以为系统各元素部署完全独立的网络和完全独立的训练。



机器学习软件项目工作负载的示例

来源：诺基亚

Monica: 在中短期内，机器学习的出色用例是什么？

Tero: 在诺基亚，我们正在研究四个不同的类别。

第一个类别是，作为提高无线网络开发生产力的一种方式，在无线网络的制作中使用机器学习，例如解析计算片上系统工具流日志、实现代码审核自动化和自动测试或软件机器人技术。机器学习可

以改善无线网络的生产，包括基础设施、芯片、部署等方面。

第二个类别是无线电技术本身和无线电算法。我们有大量的用例。我们可以提高无线电资源管理或大规模多入多出调度，或实现能源感知调度。

一个明显的类别是网络 SON，即自组织网络的运行，我认为这是相当令人兴奋的一个类别，也是能够从中获得大量益处的一个类别。

来自预测性维护、自动配置、优化、故障预测和恢复、安全管理和弹性的运营支出和资本支出节约将发挥作用。网络运营将发生很大的变化。

无线电频率用例非常好，而且令人兴奋。但是，您永远看不见这些用例。您永远感受不到这些用例。它们会表现得更好，但您看不到。如果网络正常工作并自行恢复，您可以感受到。

最后一个类别是用户平面边缘计算。我们已通过我们的网络获得较为分散的计算平台。基站变得越来越像数据中心服务器，我们可以在基站部署机器学习功能。

在边缘计算案例或云计算案例中，我们还可以针对第三方应用利用机器学习功能。这是因为推理延迟将应用推向边缘云服务器。

此外，由于能源效率方面的要求，应用要从终端分离，使它们自然地融合在边缘云中，以便高效实施。

Monica: 机器学习可以做很多事情。一些人对此兴奋不已，而其他人则担心机器学习是个黑匣子。人们可能会说：“机器学习可能有用，但我们怎么知道何时可以信任这种技术？我们真的不了解它。”

Tero: 这是我们正在研究的重要工作之一：如何增进了解、如何使机器学习系统成为实用的工程方法而不是一项艺术。

如果您只是想要尝试一下并了解机器学习的工作原理，您怎么能够推断出错的地方，并采取合乎逻辑的措施加以改进？在将来，这是我们必须研究的领域。

目前，这是在一些用例中机器学习受到的主要阻碍之一。例如，在不允许出错的用例中，您不能使用机器学习。

在第一步中，在我们获得这种基于工程的方法之前，我们不应该假设机器学习系统的正确率为 98%。我们应该从机器学习系统的错误率为 2% 的假设入手，在系统中考虑到这一点，并在应用中构建弹性。然后，机器学习系统的互操作性和可解释性将追赶上来。如何发展机器学习领域仍是当今的研究主题。

工程学方法能够有效地解决您的问题。您无需庞大的端到端网络，您可以为不同网络使用不同的路径。您需要决定如何划分任务以及如何让不同的网络来执行不同的工作。由多个网络组成的网络其实可预测性更高，您可以获得某种误差界，这有助于您了解系统中会发生什么。

Monica: 为了让机器具备学习能力，我们也必须学习以不同的方式做事情。这是一个相互的过程。有很多工作要做。

Tero: 的确是这样。

关于诺基亚

NOKIA

诺基亚致力于塑造对互联世界至关重要的技术，助力推动体验革新。依托诺基亚贝尔实验室的研究和创新，我们提供业内完整的端到端产品、服务和许可组合，竭诚为通信服务提供商、政府机构、大型企业和消费者服务。在创建技术时，我们秉承服务社会、优质、诚信的原则，并遵守严格的商业道德标准。诺基亚正为 5G 基础设施和物联网提供支持，改变人类体验。

数字技术正在改变我们的世界。诺基亚不断推动创新和技术的未来，为数字时代提供技术支持，改变人们的生活、工作和沟通方式。www.nokia.com

关于 Tero Rissa



Tero 是诺基亚移动网络部门机器学习首席架构师。在将新技术从研究和概念工程扩展到商用产品方面，他拥有 20 年的行业经验。2009 年，他开始研究人工神经网络，此后一直在工程和管理方面担任高级职位。在加入诺基亚网络之前，他是微软 * 的研发总监和诺基亚技术部门 OZO 首席架构师。

Tero 持有芬兰坦佩雷理工大学的计算机科学/电气工程、数字和计算机系统理学硕士学位和英国伦敦帝国理工学院的计算学博士学位。他还是诺基亚首席执行官技术委员会 (Nokia CEO Technology Council) 的名誉成员和贝尔实验室杰出技术人员。

Uhana* | 利用人工智能驾驭网络复杂性

与 Uhana 创始人兼总裁 Sachin Katti 的对话

关于人工智能对优化网络性能的作用，有许多令人值得期待的地方。但是若要从人工智能中受益，我们需要了解它能做什么、不能做什么、如何工作、使无线网络更智能需要什么数据。

在与 Uhana 创始人兼总裁 Sachin Katti 的对话中，我们讨论了人工智能在识别网络异常和进行推荐与预测方面的作用。人工智能是一个用于管理日益复杂的网络的工具，并不能取代人类专业技术。

Monica: Sachin，您在 Uhana 已经工作了相当长一段时间，但我们对 Uhana 的业务仍知之甚少。您可以向我们详细介绍一下吗？

Sachin: Uhana 至今已成立两年多时间。Uhana 致力于为移动网络构建支持人工智能的控制平面引擎。我们运用实时人工智能的原理来学习，然后调整控制平面，从而在移动网络中实现网络优化、自动化和应用加速。

Monica: 在探讨网络优化之前，我想请您谈谈人工智能、机器学习和神经网络在提高网络性能方面

扮演的不同角色。你们使用的是哪种技术，为什么？

Sachin: 网络的可编程性正在提高。随着 SDN 和 5G 的出现，我们看到网络中存在许多控制旋钮，我们可以针对各个应用动态地调节这些旋钮。

这些控制旋钮增加了复杂程度。它们相互依赖。人们很难弄清楚如何对这些旋钮进行编程以便实现特定的优化目标，无论人们想要优化的是网络还是应用。

Uhana 正在构建一个学习网络控制平面的实时引擎。我们正在构建一个无需人为干预、可根据实时数据调节所有这些旋钮的引擎。

我们使用深度强化学习技术，在谷歌 * 利用该技术制造的 AlphaGo 击败围棋世界冠军后，该技术名声大噪。如果您想想这场比赛中发生的情况，就可以发现，您在棋盘上走的棋子就像是控制旋钮。通过深度强化学习，您可以找到最佳走法，从而赢得比赛。

网络控制问题与此类似。我们会弄清楚，若要实现任何特定的目标，需要改变哪组正确的控制旋钮。这是我们用于构建智能控制平面的基础技术之一。

Monica: 正如您提到的，网络复杂性不断提高，因为旋钮数量不断增多。人类无法同时处理所有这些旋钮。我们需要一个持续的闭环学习过程，而且这是一个不间断的过程。

Sachin: 这是一个动态系统。网络不断变化，我们很难跟踪所有变动之处。新应用持续涌现，并且不断加速。

这不是像过去那样的一组静态应用，在过去，您只有语音，可能还包含某种有限形式的数据。如今，网络的使用范围涉及各种不断变化的应用。

由于一切都具有动态性，因此您的系统和控制平面也需要持续调整，学习正在发生的变化并调整网络。以静态方式进行离线分析，然后部署变更的做法已不足以满足要求。您必须始终监控并持续学习，从而确保网络高效运行。

Monica: 若要在网络中学习以优化网络，您需要什么？能否为我们介绍一下您是如何处理网络优化的？

Sachin: 控制平面具有网络层控制旋钮和应用层控制旋钮。我们的引擎从一开始就了解如何控制这两个层。首先，我将谈谈网络层，然后再谈应用层。

在网络层，我们监控实时网络性能。从用户层面到区域层面，可能处于各个粒度级别。

我们不仅监控，还主动识别可能会出现的问题。我们不能只做出反应，因为在用户体验已经受到影响时才做出反应已经太迟了。我们想要预测异常并主动识别异常。

一旦出现异常，我们还想要了解有多少人会受到影响。网络不可避免地会出现大量问题、大量异常。如果我们尝试跟踪每个问题，我们没有足够的人手来探究所有问题。

检测到异常后，机器学习的前半部分是评估每个问题对网络或用户的影响。然后，对于每个具有

1 经过人工智能优化的网络控制和运营

神经网络管道主动识别网络问题并支持自主网络

用例:

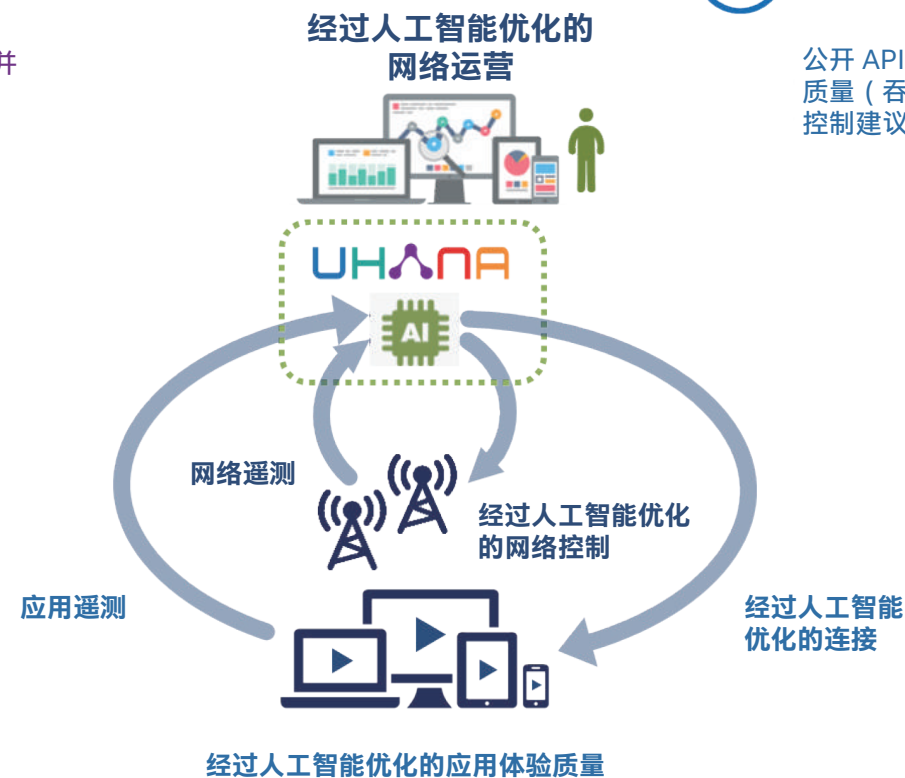
- 智能负载均衡
- P3 分数优化
- 干扰检测
- 根本原因分析
- 全栈监控

2 经过人工智能优化的应用控制

公开 API，从而提供所预测的用户连接质量（吞吐量和延迟）和应用/网络层控制建议（例如，视频比特率、fps）

用例:

- 视频娱乐
- 互联汽车
- 视频会议
- 交互式游戏
- 视频监控
- 实时工业物联网



Uhana 针对网络和应用控制的实时人工智能管道

来源: Uhana

高影响力的异常问题，我们对根本原因进行分类，并找到可能的解释。

此时，系统充当辅助人类的增强系统。系统利用机器学习来提高人类的生产力。在系统做出能够缓解根本问题的推荐后，我们仍然需要人来采取纠正措施。

对系统建立足够的信任和信心后，我们进入最后的阶段，在该阶段，系统将执行闭环控制。

从根本原因分类开始，系统也学习更改网络中的配置或控制日志，以便自动修复问题。我们已经看到了这方面的一些实例，随着时间推移，此类实例将越来越多，因为运营商需要动态实时地进行优化。

在实施控制之前，循环中的人会不可避免地带来延迟。对于未来的应用，网络和应用都需要实时控制。网络端不可避免地会有闭环控制。

在应用层，我们也有多个控制旋钮可调节。例如，在视频串流方面，我们可以连续更改比特率，以便响应网络状况和其他因素。

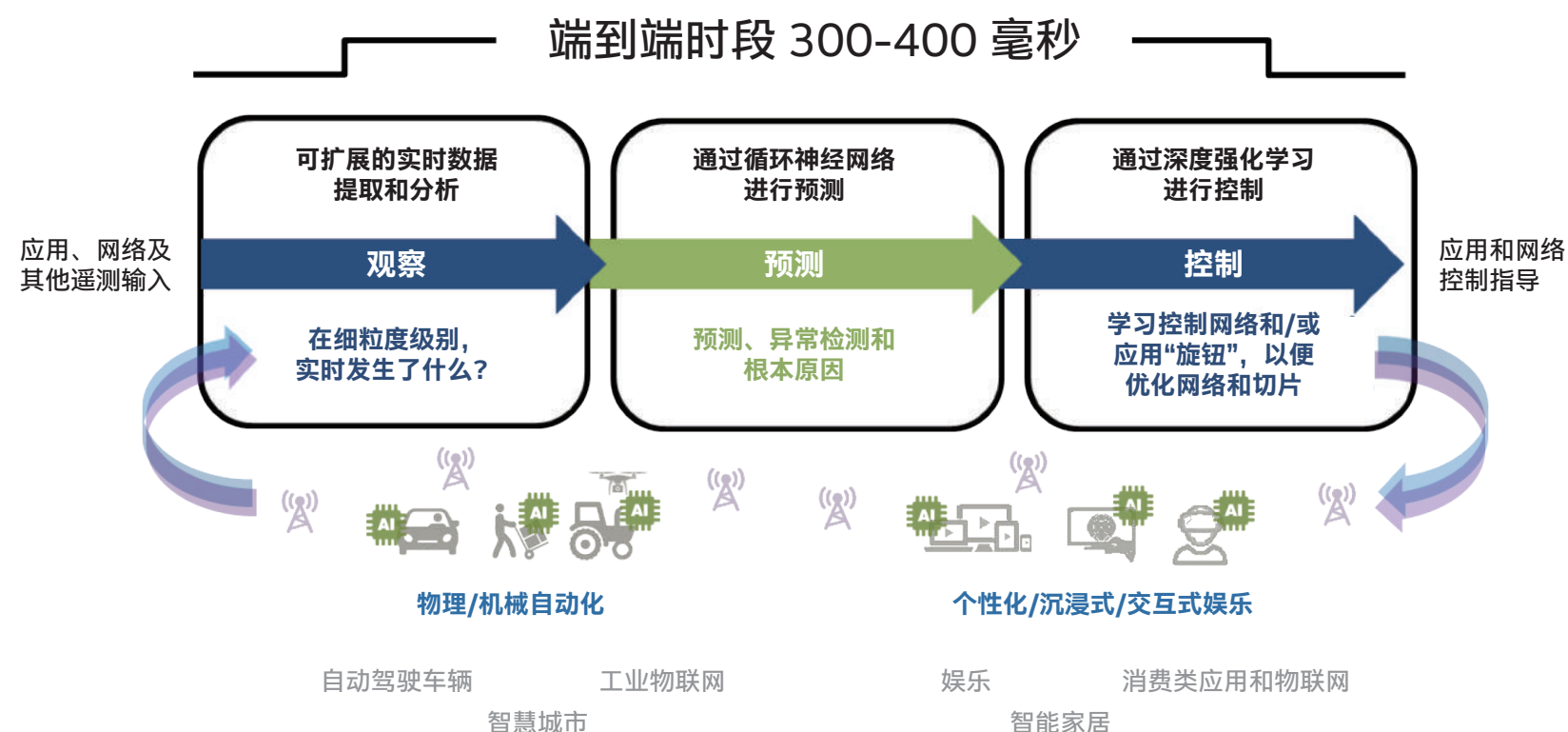
同样，当我们从网络和应用中提取数据时，我们会预测网络能够提供的连接和应用需要的连接。我指的是预测特定设备在未来将获得的吞吐量和延迟。在此背景下，未来指的是近乎实时，即大约下一个 30 秒。

根据预测，我们了解到需要在应用中更改哪些控制旋钮。在流媒体视频用例中，我们可能想要更改视频比特率、缓冲或其他指标，从而在视频的下一个四秒内优化视频体验。

我们实时监控。我们预测异常和连接状况。我们使用这些预测来不断了解哪些控制旋钮需要调节，这一流程既适用于应用，也适用于网络。

Monica: 对于应用，网络提供商和应用提供商均在学习和优化方面发挥一定的作用。您与他们二者都合作吗？他们分别扮演什么角色？

Sachin: 我们既需要处理应用也需要处理网络。



下一代 5G 移动网络和应用离不开人工智能

来源: Uhana

网络为应用提供预测性连接应用编程接口 (API)，而所依据的数据只有网络提供商能够访问。只有网络提供商知道每位用户在网络中发生了什么。因此，他们可以准确地预测出每位用户的连接将会发生什么状况。

应用提供商利用这些预测结果在应用中做出明智的控制平面决策，从而优化特定于应用的相关指标，例如，流媒体视频、视频会议和交互式游戏的体验质量。

网络提供商已不再局限于云，他们也开始为在其网络上运行的各个应用提供实时 API。应用与网络和人工智能控制平面合作，利用预测结果来优化体验质量。

反过来，网络提供商也会受益，因为应用经过优化后可减少网络的压力。应用并不是在拥堵的网络中推送非常高质量的视频，而是利用 API 来执行纠正措施，从而达到减少网络拥堵的目的。最终，应用和网络控制同时调优。

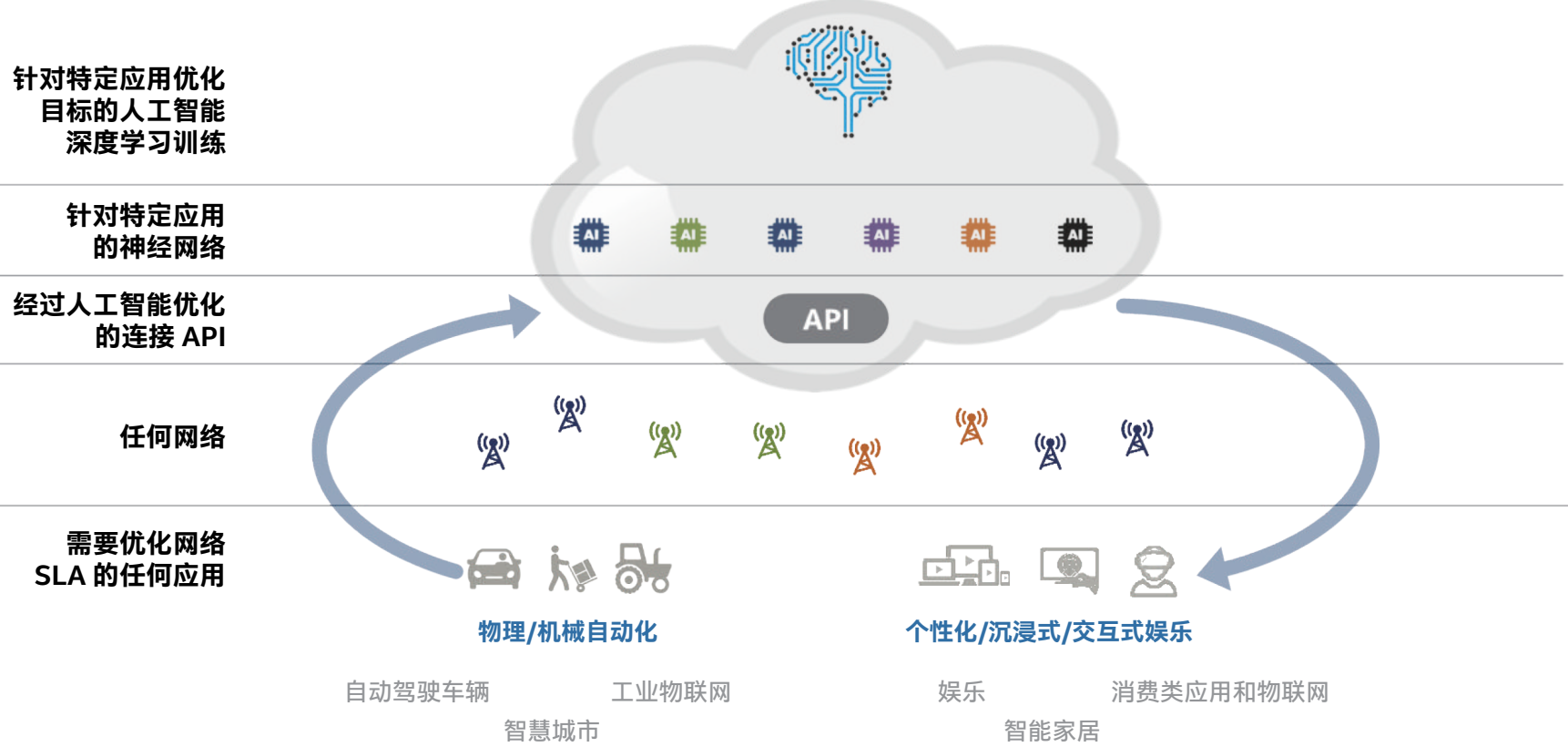
Monica: 对每个人来说，这都是双赢局面。从运营商的角度来看，应用在网络中使用的传输资源减少。应用提供商获得更好的用户体验。用户显然会感到满意。

您提到了实时，实时对您而言意味着什么？ RAN 中的实时要比网络中其他部分的实时更长。对您而言，怎样才算是实时呢？

Sachin: 对我们而言，实时是指 100 毫秒或以上的级别，因为我们构建的系统完全部署在运营商的云端，系统会从网络中的不同点采集数据，并使用这些数据来构建此模型。大多数情况下，我们做出的控制决策（尤其是在应用层做出的控制决策）是较长期的控制决策。

例如，接下来四秒的视频比特率应该是多少？应用必须近乎实时地做出控制决策。为此，您需要的时间范围约为数百毫秒，而不是类似 RAN 处理的一毫秒等非常小的时段。

在大约一毫秒的时段内，最好交由基础设施来做决策，因为时间太短，人类无法在可用的数据中应用学习。人类没有足够的时间来集中处理所有



开放式 API 为应用提供经过人工智能优化的移动连接

来源: Uhana

数据，但我们提供的确定性算法能够在这么短的时段内在基础设施内部运行。

我们避免与较低级别的控制循环发生冲突。我们在云端运行相对较长的时段控制循环，从而为应用设置构建 API。

Monica: 您提到了异常检测。这是一个复杂的过程，因为在看到异常之前，不会知道发生了什么异常。

在具有许多变量和参数的复杂无线网络中尤其如此。异常预测甚至更加困难。您如何检测或预测异常？

Sachin: 对于这方面，我们使用的技术术语是多元异常检测。异常是您考虑的平均粒度的函数。

您可以在整个网络范围级别或单个用户级别定义异常。您可以在不同维度和不同时段定义异常。在我们构建系统的过程中，我们不会对异常检测的粒度做任何假设。

我们的系统会学习每个维度的正常行为是什么。根据特定用户在网络中的位置，什么是正常的用户体验？用户与网络有什么类型的关联？用户的移动性如何，预计将如何变化？

我们以统计学的方式连续计算该用户或该网络子集的当前状况和行为是什么。然后，我们使用经过训练的模型根据当前情况对该区域的正常行为进行预测，并将预测的结果与上述数据进行比较。

系统不断学习每个时间和空间维度下的正常行为是什么，而不是由人类预先定义正常行为。然后，系统实时计算其目前看见的情况是否在统计学上与其预测的正常行为存在显著差异。

如果差异超出特定阈值，我们的系统会将该差异视为异常。这为我们提供了一组需要处理的异常情况。在那时，它基本上能够让人们按照轻重缓急对异常情况给予关注。在下一个阶段，系统决定我们是否应该关注该异常情况。

在拥有一百万名用户的网络中，如果异常仅影响 10 名用户，也许我们不会过于关注该异常。但如果影响 100,000 名用户，我们会更加关注该异常。如果这是我们非常关注的异常，系统会评估可能的根本原因。

我们已为已知的根本原因创建了训练模型，系统会预测特定根本原因在多大程度上能够解释检测到的异常。是不是某处的光纤被切断？是不是某处的天线配置错误？是不是新设备配置错误？是不是推出了新的 iPhone 型号，其中是否包含某个漏洞？所有这些都是潜在的根本原因，或许可以解释检测到的异常。

Monica: 一些人将人工智能系统视为黑匣子，因为人们无法控制这些系统。这不是一个“如果 A 则 B”的确定性模型。您考虑复杂的情况，然后系统给您返回一个建议，但您不知道该建议来自哪里。

您如何解决这一问题？我们是否应该换个角度思考？我们必须接受的是，传统的确定性思维方式不再有效，网络以不同的方式运转，因为网络是动态的、多维的。

Sachin: 这个问题牵涉到多个方面。我们当然需要开始以更加统计学的方式思考网络性能和异常检

测。系统不可避免地会生成一些有时难以理解的预测。您必须以全面的方式来考虑这些预测，才能以统计学的方式理解。

我们对系统的设计是：当系统识别异常或提供根本原因建议时，也会收集用于做出该预测的所有相关数据，并将这些数据提供给人们。

我们这样做不是因为我们想要重复分析，而是为了让人们放心和相信用于做出该决策的输入信息。这样一来，人们便可以确定这是不是个好的建议。

同时，这也充当系统本身的输入。如果拥有数十年经验的人类专家操作员认为预测或建议有误，则可以反馈给系统。该反馈可帮助系统更好地学习并在下一阶段提出更好的建议。

这是一个持续学习过程。我们不能停止该过程。在该过程中，人们持续提供反馈，从而确保我们演进和调整系统，使之表现得越来越好。

Monica: 这听起来像是元学习，人类从黑匣子中学习，黑匣子向人类学习。最终，系统变得不那么像黑匣子，而且您对系统的了解也增多了。

只有输入高质量数据，才能得出高质量的建议。如果输入数据不可靠，或者您没有获得正确的数据，那么您的人工智能神经网络再好也没用。您不会从中获得正确的建议。如何确保您拥有适合系统的输入数据？

Sachin: 研究如何在网络中使用人工智能时，我们的大量辛勤工作是关于擦除数据、清理数据、过滤数据和处理数据，从而确保为模型提供正确的输入。我们为此付出了许多精力。

即使在我们获得的数据中，也存在许多数据丢失和数据噪声。我们的工程师花费大量时间来利用相关领域知识擦除这类数据，从而确保我们不会从嘈杂或丢失的数据中学习错误的内容。这依赖于来自底层基础设施的数据质量。

一些初步工作已经完成。第三代合作伙伴计划(3GPP)等机构已规定应该公开的数据，但没有规定应如何计算数据。我们应该如何计算特定 KPI？KPI 计算的质量应该达到什么程度？每个供应商对如何计算这些数据有着自己的理解。

随着时间推移，人工智能系统可以学习不同供应商的基础设施模式，学习以不同的方式适当地使用特定供应商数据。

但是，我们整个行业必须认真对待数据质量并开始思考如何指定我们想要在基础设施的每一层嵌入哪些监控和遥测应用，以及我们希望从中获得什么样

的质量，这一点非常重要。但是，要使人工智能工具高效地跨多供应商网络应用，供应商之间不得存在差异。

开放无线接入网络联盟(O-RAN Alliance)等标准机构和协会在实现这一点上起到重要作用。

Monica: 3GPP 呢？是否也发挥一定作用？

Sachin: 当然。我认为 3GPP 是一切的开始，因为该机构定义了所有这些标准和接口。3GPP 需要开始考虑如何规范除了控制和消息传递接口以外的其他方面。3GPP 还应该考虑每个网元应该在哪个网络粒度级别公开哪些遥测数据。

更高层面的理念转变是，基础设施规范必须将人工智能作为第一性原理要求。如今，人工智能及任何此类学习方法都是事后产生的想法：您先指定了基础设施，然后再思考如何在此基础使用人工智能。

如果您从第一天开始就决定使用人工智能来运行您的网络，那么您必须确定底层基础设施、数据质量和所报告的数据。在整个对话中，3GPP 处于重要位置。

Monica: 您从运营商那里得到的反应是什么？人工智能对他们的网络和内部文化带来挑战。从定性的角度来看，这是一次巨大变化，使用人工智能需要付出大量精力。您从他们那里获得了哪类反馈？他们将人工智能视为挑战还是机遇？

Sachin: 两方面都有。运营商对人工智能非常感兴趣。作为一个行业，我们正处于转折点，因为我们将从 4G 过渡到 5G。人们认识到复杂性不断增加。他们意识到自己需要帮助。他们需要现代化方法来处理额外增加的复杂性。他们对于解决这些问题产生了极大的兴趣。

与此同时，也存在文化方面的问题。在有些情况下，组织文化与您目前运行网络的方式息息相关。即便是运维人员的薪酬等方面也都与特定 KPI 相关联。若是突然通过软件来做出会影响（与员工薪酬息息相关的）KPI 的决策，需要经历重大的文化转变。

所有这些激励措施都需要协调一致，以便确保人工智能可以得到高效利用。我们的方法并不是要取代人类。我们希望将人工智能打造为辅助人类的增强工具。我们面对的系统过于复杂，人工智能无法操控一切。

在未来的某一时刻，我们会实现这一目标，但目前，人工智能是辅助人类完成网络运营和管理的增强工具。我们试图确保通过利用人工智能，专家可以按照轻重缓急对问题给予关注，并获得快速决策所需的全部相关信息。

只有这样，才能在实施组织文化变革之前、在开始信任闭环系统之前，建立起对人工智能的信心。

关于 Uhana



Uhana 是一家蓬勃发展的初创企业，致力于将斯坦福大学在人工智能移动网络优化方面的突破性研究推向商业化。Uhana 构建了一个实时深度学习引擎，世界各地的多家一级网络运营商利用该引擎来优化网络运营和应用体验质量。

Uhana 人工智能控制平面在运营商私有云或公有云基础设施中部署。人工智能控制平面管道首先从包括移动网络基础设施和应用在内的众多来源获取实时遥测数据。这些实时遥测数据与运营商策略及其他输入相结合，然后通过应用特定神经网络进行处理。神经网络提供用于优化应用体验质量和网络运营的实时预测性指导。

关于 Sachin Katti



Sachin Katti 是 Uhana 的总裁兼创始人，同时也是斯坦福大学电气工程与计算机科学教授。他在业界发挥的主导作用包括帮助领导 O-RAN 联盟开发下一代开放智能 RAN 架构。此前，Sachin 成立了 Kumu Networks，将他对全双工无线电的研究商业化。

术语表

3GPP	第三代合作伙伴计划	KPI	关键绩效指标	RAN	无线接入网络
ACIA	工业互联与自动化联盟	MEC	多接入边缘计算	ReLU	线性整流函数
AI	人工智能	MIMO	多入多出	SDN	软件定义网络
AIML	人工智能/机器学习	ML	机器学习	SoC	片上系统
API	应用编程接口	mMIMO	大规模多入多出	SON	自组织网络
AR	增强现实	NFV	网络功能虚拟化	URLL	超可靠低延迟
B2B	企业对企业	NR	新空口	URLLC	超可靠低延迟通信
B2C	企业对消费者	OPS	每秒运算次数	TCO	总体拥有成本
IoT	物联网	O-RAN	开放无线接入网络	VoLTE	基于 LTE 的语音
LTE	长期演进	QoE	体验质量	VR	虚拟现实

参考资料

- [1] Mehdi Bennis, Smartphones Will Get Even Smarter With On-Device Machine Learning (得益于设备上机器学习, 智能手机将变得更加智能), IEEE Spectrum, 2018 年。
- [2] Mehdi Bennis, EDGE AI/ML (边缘人工智能/机器学习), 2019 年。
- [3] J. Chunxiao、Z. Haijun、R. Yong、H. Zhu、C. Kwang-Cheng 和 H. Lajos, Machine Learning Paradigms for Next-Generation Wireless Networks (下一代无线网络的机器学习范式), IEEE Wireless Communication, 2016 年。
- [4] K. M. Golam、N. Kien、V. G. Porto、Z. Ou、I. Kentaro 和 K. Fumihide, Big Data Analytics, Machine Learning and Artificial Intelligence in Next-Generation Wireless Networks (下一代无线网络中的大数据分析、机器学习和人工智能), 2018 年。
- [5] M. Brendan 和 R. Daniel, Federated Learning: Collaborative Machine Learning without Centralized Training Data (联合学习: 不含集中训练数据的协作机器学习), Google AI Blog, 2017 年。
- [6] M. David, Machine Intelligence and Networking Challenges, Opportunities and Realities (机器智能与网络的挑战、机遇和现状), IETF, 2016 年。
- [7] P. Jihong、S. Sumudu、B. Mehdi 和 D. Merouane, Wireless Network Intelligence at the Edge (边缘处的无线网络智能), 2018 年。
- [8] Monica Paolini, Getting edgy: Optimizing performance and user experience with edge computing (边缘化: 利用边缘计算优化性能和用户体验), Senza Fili, 2018 年。
- [9] Monica Paolini, Going deeper with automation (深入了解自动化), Senza Fili, 2018 年。
- [10] Monica Paolini, Know your network: Extracting the benefits of virtualization (了解您的网络: 获取虚拟化的益处), Senza Fili, 2018 年。
- [11] Monica Paolini, Power at the edge: Processing and storage move from the central core to the network edge (边缘的力量: 处理和存储从中央核心转到网络边缘), Senza Fili, 2017 年。
- [12] Tero Rissa, Machine Learning – What's in it for communication networks (机器学习: 这对通信网络意味着什么), Nokia Mobile Networks, 2018 年。
- [13] T. Pablo、P. Enrique、N. Laurent 和 H. Petri, Implementing Operational AI in Telecom Environments (在电信环境中实施实用性人工智能), Tupl Inc., 2018 年。
- [14] Z. Chaoyun、P. Paul 和 H. Hamed, Deep Learning in Mobile and Wireless Networking: A Survey (移动和无线网络中的深度学习: 调查), IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2019 年。

关于 Senza Fili



Senza Fili 提供有关无线技术和服务的咨询支持。在 Senza Fili，我们在金融建模、市场预测研究、战略、业务计划支持和尽职调查方面拥有深厚的专业知识。我们的客户遍布全球，覆盖整个价值链：客户包括有线、固定无线和移动运营商、企业及其他垂直行业参与者、供应商、系统集成商、投资者、监管机构、行业协会。我们在技术和服

务之间架起一座桥梁，帮助我们的客户评估成熟技术和新兴技术，利用这些技术为新服务和现有服务提供支持，并构建可靠且可盈利的商业模式。独立咨询建议、鲜明的量化研究导向和国际视野是我们的特色。如需了解更多信息，请访问 www.senzafiliconsulting.com，或发送电子邮件至 info@senzafiliconsulting.com 联系我们。

关于 Monica Paolini



Monica Paolini 博士于 2003 年创建了 Senza Fili。她是无线技术领域的专家，帮助世界各地的客户了解技术和用户要求，评估业务计划的可行性，将服务与产品推向市场，预估新增和成熟无线技术的市场规模与收入机会。她经常在会议上发表演讲，并撰写过许多关于无线技术和服务的报告与文章。她持有加利福尼亚大学圣地亚哥分校（美国）认知科学博士学位、牛津大学（英国）MBA 学位和博洛尼亚大学（意大利）哲学学士学位/硕士学位。

© 2019 Senza Fili 版权所有。本报告中表达的观点和论述是 Senza Fili 自身的观点和论述，不应被推断为体现报告中涉及的赞助商或其他方的立场。本文档仅允许以整体形式分发，且需注明来源。未经 Senza Fili 明确书面许可，不得以任何形式或通过任何途径拷贝、影印、复制或再分发本材料的任何部分。虽然本文档基于我们认为准确且可靠的信息，但 Senza Fili 对本文档中信息的准确性不做任何明示或默示的保证。对于因信赖此信息而造成的任何损害或损失，Senza Fili 概不承担责任。本文档中提及的商标是其各自所有者的资产。封面页照片由 YurchankaSiarhei/Shutterstock 提供。